

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ ABOU BEKR BELKAID
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT GÉNIE ÉLECTRIQUE ET ÉLECTRONIQUE

THESE DE DOCTORAT

pour obtenir le grade de

DOCTEUR EN ELECTRONIQUE BIOMÉDICALE

Spécialité : **Électronique BioMédicale**

présentée et soutenue publiquement
par

Mr Lazouni Mohammed El Amine

Le 13 Mai 2014

Titre:

Aide Au Diagnostic Pour Un Médecin Anesthésiste Réanimateur

Jury

Président du jury. Pr. BESSAID Abdelhafid,	UABB Tlemcen
Examineurs. Pr. BEREKSI REGUIG Fethi,	UABB Tlemcen
. Pr. PIRLOT Marc,	Université de Mons
. Pr. RAHMOUNE Abdellatif,	Université de Sidi Bel Abbès
Invités d'honneur. Dr BOUKHARI Fouad,	Médecin spécialiste en Anesthésie Réanimation CHU Tlemcen
. ,	

Directeur de Thèse. Pr. CHIKH Mohamed Amine,	UABB Tlemcen
Co-Directeur de Thèse. Pr. MAHMOUDI Saïd,	Université de Mons

Je dédie ce modeste travail à

Mes très chers parents.

Ma très chère femme.

Mon frère et mes sœurs.

La petite princesse Meriem.

Ma grand-mère Makhiti.

La mémoire de mon très cher oncle el Hadj el Mokhtar, et mon cousin Mustapha

qui seront toujours vivant dans mon esprit et dont leur mort m'a laissé des

séquelles indélébiles.

Ma famille et ma belle famille.

Tous mes amis.

Remerciements

Je remercie tout d'abord Dieu pour l'accomplissement de ce mémoire.

J'ai eu de la chance de compter avec deux directeurs de thèse remarquables, non seulement pour leurs qualités scientifiques, mais aussi pour leurs qualités humaines.

Je tiens à remercier Monsieur Chikh Mohammed Amine pour sa disponibilité, ses conseils et la motivation qu'il m'a su m'insuffler, mais aussi pour la grande liberté qu'il m'a accordé durant ma thèse.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Monsieur Mahmoudi Saïd pour la confiance qu'il m'a témoignée en m'accueillant à l'université de Mons au sein de son équipe et pour son hospitalité. Je voudrais également lui exprimer mes remerciements pour sa disponibilité chaque fois que j'ai sollicité son aide et ses conseils. C'est grâce à ses successives et méticuleuses corrections que cette thèse se trouve sous sa forme actuelle. S'il y a des caractères que j'aimerais retenir de lui ça sera sa passion pour le travail bien fait et son énorme capacité de synthèse.

J'adresse mes très sincères remerciements à Monsieur BESSAID Abdelhafid, professeur à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen, pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de le juger et de présider le jury.

Je tiens aussi à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de participer à l'examen de ce travail :

– Mr BEREKSI REGUIG Fethi, Professeur à l'université Aboubekr Belkaid-

Tlemcen

- Mr PIRLOT Marc, Professeur à l’université de Mons
- Mr RAHMOUNE Abdellatif, Professeur à l’université de Sidi Bel Abbès

Je suis également extrêmement honoré de la présence du Docteur. BOUKHARI Fouad médecin anesthésiste réanimateur au niveau du service de chirurgie CHU Tlemcen et je le remercie d’accepter si volontiers l’invitation.

Je remercie bien évidemment mes collègues Nesma SETTOUTI et El HABIB DAHOU Moustapha de m’avoir toujours soutenu et à qui je dois beaucoup.

Ma reconnaissance va à mon ami Brahim pour ces encouragements.

Je tiens à remercier chaleureusement ma sœur Fatima, maître de conférences à l’université de Tlemcen, pour son soutien sur le plan scientifique que moral et personnel.

Ma reconnaissance va à tous les médecins et tous les responsables des structures (hôpitaux et cliniques) pour leurs accueils chaleureux, leurs disponibilités et la confiance qu’ils m’ont accordés pour la collecte de la base de données.

Enfin, j’ai une mention très spéciale pour mon père Ahmed qui m’a inconditionnellement appuyé sur tous les plans en tant que père et médecin spécialiste.

Résumé

L'anesthésie-réanimation est une spécialité de la science médicale qui se consacre à la prise en charge pré, per et post-opératoire des patients d'un côté, et de l'autre, à la prise en charge des patients présentant ou susceptibles de présenter une ou plusieurs défaillances viscérales aiguës, mettant directement en jeu le pronostic vital.

La présence d'un Médecin Anesthésiste Réanimateur (MAR) est obligatoire dans chaque structure médico-chirurgicale (clinique, hôpital), ainsi que dans le Service d'Aide Médicale Urgente (SAMU) et aussi dans les services de réanimation, ce qui constitue un problème majeur vu leur nombre réduit. En effet, ces médecins doivent assurer une consultation pré-anesthésique de tous les patients à opérer dont l'état nécessite une anesthésie générale ou locorégionale (AG, AL). De plus, ils doivent être présents au bloc opératoire lors de ces interventions, ainsi que pour le suivi post opératoire, c'est-à-dire, pendant la phase de surveillance des malades hospitalisés. C'est pour cela, que dans ce travail nous proposons un système d'aide au diagnostic médical visant à aider les MARs dans leurs routines cliniques et plus exactement dans la consultation d'anesthésie.

L'approche proposée dans cette thèse est basée sur le test de cinq différentes techniques de classification sur une nouvelle base de données collectée localement (1200 patients) : les réseaux de neurones multicouches (MLP), les réseaux de neurones à base de fonctions radiales (RBF), les arbres de décision C4.5, les machines à vecteurs de supports (SVM), et les K-plus proches voisins (KNN). Le système que nous avons proposé et implémenté se compose de quatre FRAMEWORKs, chacun réalise une tâche bien spécifique. Le premier est consacré à la détection de score 'American Society of Anesthesiologists' ASA, le rôle du second est de décider si le

patient sera accepté ou refusé pour la chirurgie, l'objectif du troisième consiste à choisir la meilleure technique d'anesthésie pour le patient c'est-à-dire celle qui offre la meilleure sécurité, et finalement le dernier examine si l'intubation trachéale du patient est facile ou difficile. Un système du vote majoritaire a été utilisé dans le but d'obtenir la meilleure précision possible.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et prometteurs, ils montrent la cohérence et la robustesse de notre système proposé.

Mots clés

Anesthésie-réanimation, Base de données, classification, MLP, RBF, C4.5, KNN, vote majoritaire.

Abstract

Anesthesia is a branch of medical science generally applied to patients who need surgery or painful acts. Research in this field has brought many changes by decreasing the mortality rate, that is why ; in this work, we propose a computer aided diagnosis system aiming to help doctors in the pre-anesthesia examination. The proposed approach is based on five classification-based methods : Support Vector Machine (SVM), C4.5 Decision tree classifier, Radial Basis Function (RBF), K-Nearest Neighbor (KNN) and the Multilayer Perceptron (MLP). We have used a local anesthetic database composed of 1200 patients in order to evaluate our classifier. The proposed method includes four steps, each of which corresponding to a specific classification based framework. The first one is devoted to an automatic detection of ASA (American Society of Anesthesiologists) scores. In the second step, a decision making process is applied in order to accept or refuse the patient for surgery. The aim of the third step is to choose the best anesthetic technique for the patient, either general or local anesthesia. The final stage examines if the patient's tracheal intubation is easy or hard. We used a majority voting method between the proposed classifiers for each step. The classification results obtained by using our system prove the reliability and the coherence of the proposed approach.

Keywords

Doctors Specialized in Anesthesia, Database, SVM, MLP, C4.5, K-NN, RBF, ASA scores, Majority Voting.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vi
Table des figures	ix
Liste des tableaux	xi
Glossaire	xii
Introduction générale	1
1 Contexte général :	1
2 Problématiques :	1
3 Contributions :	3
4 Plan de la thèse :	4
1 L'anesthésie réanimation	6
1 Introduction	7
2 Historique de l'anesthésie	8
3 La spécialité d'anesthésie réanimation	10
4 Le médecin anesthésiste réanimateur	11
5 La consultation d'anesthésie	13
5.1 Historique de la consultation d'anesthésie	13
5.2 Législation	14
5.3 Objectifs de la consultation d'anesthésie	15
5.4 Déroulement de la consultation d'anesthésie	17
6 Les facteurs de risque de l'anesthésie	28

7	Conclusion	29
2	Etat de l'art	31
1	Introduction	32
2	Approches par classification	33
2.1	Réseaux de Neurones (MLP)	33
2.2	Méthode à Fonction de Base Radiale (RBF)	35
2.3	Arbre de décision (DT)	36
2.4	Machine à Vecteurs de support	37
2.5	Méthode des K plus proches voisins (Kppv)	38
3	Approches par similarité de notre travail	39
4	Conclusion	44
3	Base de données réalisée	45
1	Introduction	46
2	Définition d'une base de données	47
3	Description de la base de données	47
3.1	Première sous base (SB1)	52
3.2	Deuxième sous base (SB2)	57
3.3	Troisième sous base (SB3)	60
3.4	Quatrième sous base (SB4)	62
4	Conclusion	66
4	Prototype réalisé et techniques de classification utilisées	68
1	Introduction	69
2	Prototype proposé	69
3	Principe de fonctionnement du prototype	71
4	Panorama des méthodes de classification utilisées	74
4.1	Les machines à vecteur de support	75
4.2	Principe de fonctionnement général de la technique SVM	75

4.3	Les réseaux de neurones	80
4.4	La technique des Fonctions à Base Radiale (RBF)	85
4.5	Technique de classification k Plus Proches Voisins	87
4.6	La technique des arbres de décisions	89
5	Conclusion	91
5 Résultats et discussion		92
1	Introduction	93
2	Phase d'apprentissage et phase de tests	93
2.1	Phase d'apprentissage	94
2.2	Phase de test	94
3	Paramètres d'évaluation	97
3.1	Evaluation scalaire	98
3.2	Evaluation graphique	110
4	Conclusion	116
Conclusion générale		117
Bibliographie		120

Table des figures

1.1	Position modifiée de Jackson	27
3.1	Répartition de la base de données selon le sexe	48
3.2	Répartition de notre base de données selon l'âge	49
3.3	Répartition de notre base de données selon les wilayas	50
3.4	Répartition des patients selon la carte géographique d'Algérie	50
3.5	Répartition des patients sélectionnés selon les structures	51
3.6	Répartition des classes dans SB1	57
3.7	Répartition des classes dans SB2	59
3.8	Répartition des classes dans SB3	62
3.9	La laryngoscopie	63
3.10	Classes de Mallampati	65
3.11	Distance sternomental	65
3.12	Répartition des classes dans SB4	65
3.13	Présentation de la page web	66
4.1	Schéma bloc du prototype proposé	70
4.2	Schéma bloc du prototype proposé	73
4.3	Différents hyperplans possibles ainsi que les vecteurs de supports	76
4.4	Maximisation de la marge	77
4.5	Choix de l'hyperplan optimal	77
4.6	Cas linéairement et non linéairement séparablel	78
4.7	Transformation d'espace	79
4.8	Présentation d'un neurone formel	81
4.9	Architecture d'un perceptron multicouche	83

4.10	Technique de l'arrêt anticipé (early stopping)	85
4.11	Représentation des différentes formes pour le calcul de la distance	88
5.1	La méthode de la validation croisée.	96
5.2	Méthode de la validation croisée aléatoire.	96
5.3	Performances des différents classifieurs sur les quatre sous base de données	102
5.4	Présentation d'une matrice de confusion normalisée	104
5.5	Prototype proposé pour les MAR	108
5.6	Présentation d'une courbe ROC	112
5.7	Courbe ROC de la première sous base de données	113
5.8	Courbe ROC de la deuxième sous base de données	113
5.9	Courbe ROC de la troisième sous base de données	114
5.10	Courbe ROC de la quatrième sous base de données	114

Liste des tableaux

1.1	Classification du score ASA	20
3.1	Evolution de la collecte de la base de données	48
3.2	Présentation des descripteurs de la SB1	56
3.3	Présentation des descripteurs de la SB2	58
3.4	Présentation des descripteurs de la SB3	61
3.5	Présentation des descripteurs de la SB4	64
5.1	L'architecture des réseaux MLP et RBF pour les quatre sous bases de données	100
5.2	Performances des différents classifieurs sur les quatre sous bases de données	101
5.4	Matrice de confusion de SB2	105
5.3	Matrice de confusion de SB1	106
5.5	Matrice de confusion de SB3	106
5.6	Matrice de confusion de SB4	107
5.7	Taux de reconnaissance de chaque classe	107
5.8	Taux de classification de notre prototype	110

Glossaire

- AD : Arbre de Décision
- AG : Anesthésie Générale
- AL : Anesthésie locale
- ASA : American Society of Anesthésiologistes
- AUC : Area Under the Curve
- AVC : Accident Vasculaire Cérébral
- BAV : Bloc Auriculo-Ventriculaire
- BDD : Base De Données
- BMI : Body Mass Index
- CART : Classification And Regression Trees
- CHU : Centre hospitalo universitaire
- DT : Decision Tree
- EEG : ElectroEncéphaloGramme
- ECG : ElectroCardioGramme
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne
- FC : Fréquence cardiaque
- FN : Faux Négatifs
- FP : Faux Positifs
- HVG : L’Hypertrophie Ventriculaire Gauche
- IC : Indice de Confiance
- IDM : Infarctus Du Myocarde
- IMC : Indice de Masse Corporelle
- INR : International Normalized Ratio
- IT : Intubation Trachéale
- IR : Insufisance respiratoire

- KNN : K Nearly Neighbors
- MAR : Médecin Anesthésiste Réanimateur
- MLP : Multi-Layer Perceptron
- OLAP On-Line Analytical Processing
- OMS : Organisation Mondiale de la Santé
- RBF : Réseau de neurones a Fonctions Radiales de base
- ROC : Receiver Operating Characteristic
- SAD : Système d'Aide au Diagnostic
- SAMU : Service d'Aide Médicale Urgente
- SB : Sous Base
- SE : Sensibilité
- SPO2 : Saturation Pulsée en Oxygène
- SP : Spécificité.
- Sp : Saturation pulsée en oxygène
- SV : Sélection de Variables
- SVM : Support Vector Machines
- TC : Taux de Classification
- TP : Taux de Prothrombine
- VN : Vrais Négatifs
- VP : Vrais Positifs

Introduction générale

1 Contexte général :

L'anesthésie-réanimation est une spécialité médicale polyvalente et humaine. Elle s'ouvre sur un territoire vaste, riche et transversal qui permet un exercice varié de l'anesthésie au Service d'Aide Médicale Urgente (SAMU), en déchocage ou en réanimation en passant par la prise en charge de la douleur.

Cette spécialité médicale est l'une des plus mal connue du public malgré son importance. Les progrès de l'anesthésie-réanimation, au cours de ces trois décennies, ont permis d'étendre les indications chirurgicales aux âges les plus extrêmes de la vie, aux patients atteints des affections les plus graves, pour des actes de plus en plus audacieux, de telle sorte, qu'à l'heure actuelle, les contre-indications chirurgicales durables liées à un risque spécifiquement anesthésique ont pratiquement disparu.

L'évolution de l'état physique du patient pourrait être rapide et le risque d'erreur pourrait être élevé puisque le Médecin Anesthésiste Réanimateur (MAR) doit gérer un ou plusieurs patients en même temps.

2 Problématiques :

Les tâches d'anesthésie sont effectuées par les MARs et les auxiliaires médicaux en anesthésie (techniciens anesthésistes). Les MARs doivent être présents et vigilants attentionnés durant toute la prise en charge des patients vu le risque omniprésent pendant cet acte. Néanmoins, le nombre de ces spécialistes s'avère insuffisant dans

les établissements sanitaires en Algérie, et même dans le monde [1].

L'une des raisons de ce faible nombre de MARs est que la spécialité d'anesthésie-réanimation est boudée par les étudiants en médecine. En effet, la plupart préfèrent plutôt se spécialiser dans d'autres disciplines moins contraignantes.

Il existe 7000 auxiliaires médicaux en anesthésie et réanimation dans le territoire national en Algérie, contre seulement 2600 médecins réanimateurs-anesthésistes [2].

Ces médecins doivent assurer plusieurs tâches dans leur routine clinique. En effet, ils peuvent faire une consultation d'anesthésie, réaliser l'acte anesthésique, surveiller les patients au niveau des blocs opératoires et les patients hospitalisés, ainsi que la prise en charge des patients au niveau des services de soins intensifs (réanimation). Ces différentes tâches expriment le besoin d'un système intelligent capable d'aider les MARs dans leurs routines cliniques.

Nous pouvons constater dans la littérature spécialisée que différents chercheurs se sont intéressés au domaine de l'anesthésie. En effet, le manque des MARs a poussé la communauté scientifique à proposer des systèmes dits intelligents pour la prise en charge des patients en pré, per et post opératoires [3–8]. Dans cette thèse, nous nous sommes particulièrement intéressés à la première phase qu'effectue le MAR avant une intervention chirurgicale appelée consultation pré-anesthésique. Cette dernière est effectuée dans un délai de quelques semaines à quelques jours avant l'intervention, et est composée d'un entretien et d'un examen clinique, dont les objectifs sont d'évaluer et de minimiser (si possible neutraliser) les différents types de risques médicaux liés à l'anesthésie de façon adaptée et rapide, en cas de complication au bloc.

Alors, nous proposons dans ce travail de doctorat un système intelligent capable d'aider les MARs dans leurs routines cliniques.

Nous nous sommes confrontés dans ce travail à un problème très fréquent dans le domaine de recherche de Génie Biomédical, et plus particulièrement dans la discipline d'anesthésie, et qui est l'indisponibilité d'une base de données standardisée de taille importante. Pour résoudre ce problème nous avons contacté plusieurs Méde-

cins Anesthésiste Réanimateur (MARs) dans des villes et structures différentes de l'ouest algérien, et cela afin de pouvoir collecter une base de données variée avec un nombre important de patients.

3 Contributions :

Les principales contributions du présent travail de recherche sont les suivants :

- Collecte et préparation des données utilisées lors de la consultation pré-anesthésique.

Nous sommes arrivés à constituer une base de données composée de 1200 patients. Sachant que tous nos classifieurs développés dans le cadre de cette thèse ont été entraînés sur cette nouvelle base de données.

Nous espérons que cette nouvelle BDD constituera un nouveau Benchmark afin d'évaluer et de valider les travaux similaires des autres chercheurs du domaine.

Nous notons aussi que cette base a été hébergée sur le site web suivant <http://www.anesthetic-data.com> afin d'être enrichie par des experts du domaine de l'anesthésie et de la réanimation.

- Nous avons aussi proposé et implémenté un prototype intelligent pour aider les MARs pendant la phase de la consultation pré-anesthésique.

Notre prototype est basé sur l'utilisation de cinq classifieurs hétérogènes qui sont : les Machines à Vecteurs de Supports (SVM), les Réseaux de Neurones Multicouches (MLP) et les Réseaux à Base de Fonctions radiales (RBF), les Arbres De Décision (ADD), et finalement la méthode des k Plus Proches Voisins (Kppv).

Nous avons constaté que la majorité des systèmes de reconnaissance et de classification des patients dans la phase préopératoire, et qui sont développés au cours des dernières années, présentent des résultats relatifs à une seule et unique étape du diagnostic, qui peut être la détection de la nature trachéale de

l'intubation [9,10] ou l'état physique du patient [11,12]. Ces travaux se limitent également à une seule ou au maximum deux techniques de classification. C'est pour cela que nous proposons dans le cadre de cette thèse l'utilisation de cinq différents classifieurs placés dans un système à quatre étapes qui sont :

- La détection du score American Society of Anesthetist (ASA score) qui est un paramètre prédictif du risque opératoire.
- De décider si le patient sera accepté, refusé ou reporté pour une intervention chirurgicale.
- Prévoir la meilleure technique d'anesthésie (anesthésie générale, anesthésie locale) à appliquer.
- Elaborer la nature de l'intubation trachéale du patient (facile ou difficile).

Ces quatre phases sont les étapes primordiales de la consultation d'anesthésie.

4 Plan de la thèse :

Le manuscrit de cette thèse est divisé en cinq chapitres :

- **Chapitre1 : Anesthésie et réanimation**

Dans ce chapitre, nous présenterons les notions de base d'anesthésie et de réanimation afin de mettre la lumière de cette spécialité.

Nous expliquerons aussi la législation, les objectifs ainsi que le déroulement de la consultation d'anesthésie.

- **Chapitre 2 : Etat de l'art**

Nous présenterons dans ce chapitre les différents travaux de recherche dans le domaine d'anesthésie et de réanimation ayant comme but d'apporter une aide aux MARs.

- **Chapitre3 : Base de données**

Dans ce troisième chapitre, nous commencerons en premier lieu par une introduction aux bases de données dans le milieu médical. Nous présenterons ensuite la construction et la réalisation de notre propre base de données, les différents descripteurs qui la caractérisent, ainsi que les différentes structures qui ont collaboré avec nous pour la collecte des données. Nous présenterons aussi le site web que nous avons développé permettant la visibilité de notre base de données réalisée.

– **Chapitre4 : Prototype réalisé et techniques de classification**

Nous présenterons essentiellement dans ce chapitre le principe de fonctionnement de notre prototype ainsi qu'un panorama de bases théoriques des différentes techniques de classifications utilisées.

– **Chapitre 5 : Résultats et discussions**

Nous discuterons dans ce chapitre les résultats obtenus par les différents classificateurs proposés, à savoir les réseaux de neurones multicouches et les fonctions à bases radiales, les machines à vecteurs de supports, les K-plus proches voisins, ainsi que les arbres de décision.

Les résultats obtenus sont publiés dans le journal : Journal of Medical Imaging and Health Informatics et dans d'autres conférences internationales .

Nous terminons notre thèse par une conclusion générale tout en proposant plusieurs pistes et perspectives de recherche dans le domaine.

Chapitre 1

L'anesthésie réanimation

1 Introduction

Dans ce premier chapitre, nous allons d'abord commencer par définir les notions d'anesthésie et de réanimation afin mettre en lumière et décrire en détail la spécialité sous-jacente anesthésie - réanimation.

L'anesthésie est une technique qui assure la suppression partielle ou totale de la sensibilité douloureuse. Elle permet la réalisation sans mémorisation et sans douleur des interventions chirurgicales et des actes médicaux douloureux ou invasifs. Elle se définit par une abolition de la conscience et une incapacité à percevoir la douleur, tout en assurant une sécurité au patient.

La réanimation est une spécialité dont la mission est de prendre en charge des patients atteints de pathologies suffisamment sévères pour qui les soins prodigués en hospitalisation traditionnelle ne sont plus adaptés et ne permettent plus de garantir une évolution favorable de l'état des patients en termes de morbidité et/ou de mortalité par rapport à ceux disponibles en réanimation [13]. Cette amélioration due à la diminution de taux de mortalité est attribuable à l'intensité des soins et aux nombreux dispositifs spécialisés, qui ont au cours de ces dernières décennies incroyablement gagné en technicité mais également en coût [14–17].

L'anesthésie-réanimation est une spécialité de la médecine qui se consacre à la prise en charge péri-opératoire des patients d'un côté, et à la prise en charge des patients présentant, ou susceptibles de présenter, une ou plusieurs défaillances viscérales aiguës mettant directement en jeu le pronostic vital d'un autre côté. Dans le domaine de la chirurgie un manque flagrant de médecins anesthésistes réanimateurs est constaté, et cela dans pratiquement tous les pays du monde. En Algérie, les dernières statistiques ont montré qu'on ne peut malheureusement compter que 2600 médecins anesthésistes réanimateurs environ. Ce nombre est largement insuffisant pour un pays ayant une démographie croissante comme l'Algérie, et ne permet pas aux praticiens d'effectuer sereinement les différentes interventions chirurgicales [18].

L'anesthésie a pour objectif l'accomplissement des actes chirurgicaux dans les meilleures conditions pour le patient. Son domaine d'application s'étend, en fait, à tous les gestes invasifs thérapeutiques ou diagnostiques, susceptibles d'être douloureux et aussi à l'analgésie obstétricale.

Dans ce chapitre, nous allons décrire la spécialité d'anesthésie-réanimation ainsi que son historique. Nous aborderons ensuite le rôle du médecin anesthésiste réanimateur, et nous présenterons également la consultation d'anesthésie, son histoire, sa législation et ses objectifs (sécurité, économique, éthique, etc.). Nous expliquerons par la suite les différentes étapes qui marquent le déroulement de la consultation d'anesthésie (détection automatique de l'état physique du patient, l'acceptation ou le refus de ce dernier pour la chirurgie, la détection de la meilleure technique d'anesthésie ainsi que la nature de l'intubation trachéale à savoir facile ou difficile). Et pour conclure ce chapitre, nous présenterons les différents facteurs de risque de l'anesthésie.

2 Historique de l'anesthésie

L'anesthésie est une science très ancienne qui a été largement utilisée à travers le temps. A cet égard nous notons que le Docteur B. Chavagnac a décrit dans son ouvrage : « Une histoire de l'anesthésie » [19] l'histoire de l'anesthésie depuis l'antiquité jusqu'à ce jour. En effet, depuis la plus haute antiquité, l'art de calmer les douleurs est décrit dans de nombreux documents. Le premier anesthésique local a été découvert en Égypte ; il était réalisé par un mélange de la pierre de Memphis en poudre et du vinaigre. Ce mélange devait déjà fournir à l'époque un certain degré d'insensibilité cutanée.

Dix siècles avant notre ère, les Grecs utilisaient l'opium extrait du pavot d'Asie dans le but de calmer la douleur et la colère. Les Scythes de leur côté, vers 500 av. JC, utilisaient le cannabis en fumigation. En Méditerranée, notons que des mélanges de plantes ont été utilisées comme anesthésiant grâce à des éponges imbibées [19].

Mais pour la majorité des cas, pendant des milliers d'années les arrachements de dents ainsi que les chirurgies se faisaient à vif; la seule solution pour atténuer la douleur était de travailler à toute vitesse. La véritable évolution se déroule le 31 mars 1842, lors de l'utilisation de l'éther pour la première fois par le médecin américain Crawford Long .

Toutefois, l'anesthésie n'est pas seulement l'élimination de la douleur, c'est aussi un moyen d'inhiber la contraction musculaire. En 1844, Claude Bernard découvre que le curare agit sur la jonction neuromusculaire entraînant une paralysie et une baisse du tonus musculaire [20]. Au milieu du XIXe siècle, l'anesthésie générale par inhalation a été inventée aux Etats-Unis. Le 30 septembre 1846, William Morton enlève une dent à un patient anesthésié avec de l'éther versé sur un mouchoir. L'éther est utilisé pour la première fois en France, en 1847, alors qu'un des chirurgiens français les plus réputés, Alfred Velpeau, avait déclaré, huit ans plus tôt, que la chirurgie sans douleur était inconcevable.

Après l'éther vient le chloroforme : le physiologiste Pierre Flourens anesthésie des animaux au chloroforme. Mais c'est James Young Simpson, gynécologue à Edimbourg, qui, après avoir fait un essai sur lui et sur ses assistants, l'utilise régulièrement à partir de 1847.

La cocaïne est le premier anesthésique local disponible. En 1884, il a été utilisé en chirurgie oculaire par instillation. D'autres produits anesthésiques firent leur apparition mais, à la fin du siècle, la cocaïne restait la première substance utilisée en anesthésie locale. Toutefois sa toxicité stimulait la recherche de nouvelles substances et elle fut remplacée à partir de 1904 par la Stovaine de Fourneau, premier anesthésique local de synthèse, et par la novocaïne d'Einhorn.

Si les premières tentatives d'anesthésie intraveineuse semblent dater de longtemps, c'est l'utilisation de l'hexobarbital qui donne un coup d'envoi à la méthode en 1932. Un autre barbiturique à action rapide, le thiopental, est utilisé pour la première fois en 1934; aujourd'hui, il est encore utilisé pour l'anesthésie intraveineuse. Le temps s'écoule et les médecins ne tirent profit de cette observation qu'en 1942 : à

cette date, un dérivé purifié, l'intocitrine, extrait des plantes à curare rapportées d'Amazonie en 1938 est introduit en anesthésie. En 1944, le dentiste Horace Wells a utilisé pour la première fois dans l'histoire le protoxyde d'azote, mais ce produit n'avait pas vraiment prouvé son efficacité, car il n'a pas eu effet sur tous les sujets d'étude à l'époque [20].

La lidocaïne, introduite en 1943 par Nils Löfgren, est encore l'anesthésique local de référence, actuellement elle est progressivement supplantée par des molécules plus actives et de moins en moins toxiques [21].

Actuellement, quelques types de chirurgie ophtalmique comme la cataracte, la chirurgie réfractive par exemple peuvent être réalisée sous anesthésie topique chez des patients assez coopérants.

Après la Seconde Guerre mondiale, l'anesthésie devient une discipline médicale autonome, à laquelle est adjointe la réanimation. Au début du vingtième siècle, les techniques et les appareillages se perfectionnent. Les anesthésies, moins toxiques, peuvent maintenant se prolonger, ce qui ouvre le champ à des actes opératoires jusqu'alors impossibles [19].

Mais on ne peut clôturer l'histoire de l'anesthésie sans préciser que la sécurité acquise aujourd'hui même encore imparfaite ne s'est faite le plus souvent qu'au prix de drames humains.

3 La spécialité d'anesthésie réanimation

La spécialité anesthésie-réanimation, est une spécialité humaine et stimulante, entre physiopathologie et technicité. Elle s'ouvre sur un territoire vaste, riche et transversal qui permet un exercice varié de l'anesthésie au Service d'Aide Médicale Urgente (SAMU), en déchoquage ou en réanimation, en passant par la prise en charge de la douleur.

Cette discipline reste, si l'on en croit les avancées des vingt dernières années, une spécialité précurseur dans la limitation des risques et la diffusion des bonnes pratiques. Par ailleurs, elle autorise divers types d'exercice : universitaire, hospitalier ou libéral, etc. et assure un avenir passionnant.

Dans la spécialité d'anesthésie réanimation, la compétence médicale est l'impératif vu la spécificité de leur activité ; la complémentarité des MARs (Médecins Anesthésistes Réanimateurs) dans l'exécution des tâches s'avère indispensable à la cohérence du dispositif et à la sécurité. Les médecins forment une corporation peu homogène.

4 Le médecin anesthésiste réanimateur

Les Médecins Anesthésistes Réanimateurs (MARs) sont comme les médecins généralistes : leurs culture médicale doit être polyvalente. Mais le temps de prise en charge est différent, beaucoup plus concentré. A la différence du médecin généraliste, qui suit le patient durant toute sa vie, les MARs rencontrent le patient pour un moment de vie. Actuellement, beaucoup de MARs se sont spécialisés (l'hémostase, les curares, la cardiologie, la ventilation, la pédiatrie, l'ophtalmologie etc.).

Le métier d'anesthésiste – réanimateur paraît aujourd'hui encore unique, enrichissant réfractaire à la routine, fait de situations singulières, souvent prenantes, émouvantes. Ce dernier, est mal connu, inconnu même. En fait, dans l'imaginaire des patients, l'anesthésiste n'est pas un médecin [22]. Cette spécialité est très variée, avant, pendant et après le geste opératoire. Elle comprend la consultation d'anesthésie qui fait l'objet de notre travail, tellement différente de l'activité dans le cadre du bloc opératoire, le service post opératoire, ainsi que la réanimation. Comme chaque spécialiste, pendant les gardes (activité nocturne, la semaine, jour et nuit le week-end), le MAR peut être réveillé en cas d'urgence à n'importe quelle moment, il doit également être joignable à n'importe quelle heure.

Avec toutes ces contraintes citées, le MAR n'a pas de clientèle, de recrutement direct comme le chirurgien. Malgré que dans la littérature médicale on dit que « on confie sa vie au MAR, et sa maladie au chirurgien ». Un patient ne vient pas

consulter un MAR dans une structure médico-chirurgicale en première intention. Le patient rencontrera le MAR que dans le cadre d'une procédure spécifique qui justifie son intervention. L'anesthésie - réanimation est, par conséquent, parmi les spécialités les plus difficiles et compliquées en médecine.

Les MARs doivent être présents et attentionnés avant, pendant et après l'acte chirurgical vu le risque. Néanmoins, le nombre de ces spécialistes s'avère insuffisant dans les établissements sanitaires. Nous avons alors formé le projet de proposer un système d'aide au diagnostic médical aux MARs qui les soutient à effectuer leurs tâches dans la consultation pré-anesthésique. Les MARs travaillent dans l'ombre du chirurgien et lui permettent d'exercer ces fonctions dans les meilleures conditions possibles, d'opérer des patients de plus en plus âgés, les critiques et mises en cause de toute nature sur leurs compétence, leurs rigueur, avec les menaces judiciaires qui pèsent sur leurs pratiques dans un cadre de réglementations et de protocoles qui les assujettit à des procédures parfois mal comprises par les patients.

Le métier d'anesthésie réanimation est déjà complexe et exposé à des responsabilités humaines vitales évolue ainsi dans un contexte qui le rend encore plus délicat.

Rappelons que la présence des MARs est obligatoire dans chaque structure médico-chirurgicale (clinique, hôpital), SAMU, ainsi que les services de réanimation, ce qui constitue un problème majeur vu leur nombre réduit. Ils doivent assurer une consultation pré-anesthésique pour tous les patients à opérer dont l'état nécessite une anesthésie générale ou locorégionale (AG, AL). En plus ils doivent être présents au bloc opératoire lors de ces interventions ainsi que pour le suivi post opératoire, c'est-à-dire, la surveillance des malades hospitalisés (Les MARs doivent effectuer plusieurs tâches avant, pendant et après une intervention chirurgicales) [23].

La réalisation de ces dernières tâches est vraiment difficile à assurer par un seul MAR. Notre objectif dans ce travail de thèse de doctorat est de concevoir des modèles dits intelligents permettant d'apporter une aide au diagnostic précieuse à ces MARs. Pour cela, dans ce travail nous proposons un système d'aide au diagnostic médical capable de fournir une aide aux MAR's dans la consultation d'anesthésie

dans le but d'alléger leurs travail d'un côté, tout en diminuant le risque opératoire d'un autre côté.

La section suivante de ce chapitre concerne la description du but des objectifs, ainsi que de l'importance de la consultation d'anesthésie dans la routine clinique.

5 La consultation d'anesthésie

La consultation d'anesthésie est un passage obligé avant toute procédure requérant la présence d'un anesthésiste réanimateur [24, 25]. Quel que soit la chirurgie et son mode de pratique, ambulatoire ou intra-hospitalière, ou le geste diagnostique nécessitant une anesthésie telle une endoscopie ou un fond d'œil pour un bébé, l'évaluation pré-anesthésique requiert une attention particulière de l'état de santé du patient afin de minimiser au plus le risque que pourrait encourir ce dernier ; elle est également le prélude à la planification du parcours du patient avant, durant et après le geste interventionnel [26].

Élément important dans l'évaluation du risque, la consultation d'anesthésie dépasse de loin la simple visite pré-anesthésique la veille de l'intervention, par ses nombreux avantages pour le patient, pour l'anesthésiste et pour la société [24]. En France, la consultation d'anesthésie, plus de 15 ans après l'application du décret sur la Sécurité Anesthésique du 5 décembre 1994 est désormais un élément structurant et incontournable de la prise en charge opératoire. En outre, le renforcement du devoir d'information des patients au cours de ces dernières années conforte définitivement son importance.

Nous allons d'abord consacrer la section suivante à l'histoire de consultation d'anesthésie, ensuite nous allons aborder plus en détails cette consultation en elle-même.

5.1 Historique de la consultation d'anesthésie

Les premières descriptions de la consultation d'anesthésie remontent à près de 50 ans dans les pays anglo-saxons, mais elle était alors limitée à certains patients considérés à haut risque ou à certaines interventions délicates et n'était du tout insti-

tutionnalisée. De plus, les informations concernant l'organisation de la consultation d'anesthésie, son usage et ses résultats restaient vagues.

En France, le décret du 5 décembre 1994 sur la Sécurité Anesthésique a défini les conditions de réalisation de la consultation pré anesthésique qu'il a rendue obligatoire [26]. Il n'y a pas d'équivalent juridique en Algérie, en Allemagne, en Autriche ou en Suisse pas plus qu'aux États-Unis ou au Canada.

Depuis quelques années en Algérie, le ministère de la santé exige la présence d'un MAR dans chaque structure médico-chirurgicale à savoir privée ou étatique. De ce fait, la consultation pré-anesthésique est devenue obligatoire avant chaque intervention chirurgicale programmée.

Du faite que le risque zéro n'existe pas pour n'importe quelle acte d'anesthésie, qu'il soit local, loco-régional ou général, un groupe d'experts maghrébins, avec le concours d'experts internationaux, a travaillé pendant deux ans pour produire, en février 2008, un document intitulé " Les recommandations pour une sécurité anesthésique" dans le but d'assurer une sécurité optimale au patient anesthésié, parmi lesquelles l'obligation d'une consultation et d'une visite médicale pré-anesthésique avant toute opération chirurgicale. [27]

En ce qui concerne les recommandations des différentes sociétés savantes d'anesthésie sur la consultation d'anesthésie, elles diffèrent d'un pays à l'autre, reflétant les divers courants politiques, économiques ou professionnels de ces pays. Le ministère de la santé algérien a exigé la présence d'un MAR dans chaque structure médico-chirurgicale à savoir privée ou étatique. De ce fait, la consultation pré-anesthésique est devenue obligatoire avant chaque intervention chirurgicale programmée.

5.2 Législation

En ce qui concerne le cadre législatif de la consultation pré anesthésique, celle-ci est obligatoire avant toute intervention programmée, hors urgence. Elle doit cependant avoir lieu « plusieurs jours avant l'intervention » : au moins 48 heures avant.

Cette consultation est effectuée par un médecin anesthésiste-réanimateur dans le cadre de consultations externes, ou à son cabinet ou dans les locaux de l'établissement. Et finalement, elle donne lieu à un document écrit de prescription d'un bilan pré anesthésique qui inclut les résultats des examens complémentaires et des éventuelles consultations spécialisées, et qui doit aussi être inséré dans le dossier médical du patient.

Pour cette raison nous avons proposé dans ce travail un outil intelligent capable d'aider les MARs dans la consultation d'anesthésie afin de de réduire le temps que passe le MAR avec le patient tout en assurant une sécurité au patient.

5.3 Objectifs de la consultation d'anesthésie

Une question cependant peut se poser. Pourquoi la consultation d'anesthésie est-elle incontournable ? Les arguments en faveur du développement de la consultation d'anesthésie sont de plusieurs ordres, et ils vont tous dans le sens de l'efficience et de l'amélioration de la prise en charge péri-opératoire.

Objectif de sécurité

Il y a trois façons de promouvoir la sécurité ou de réduire les risques : la prévention, la protection et la réduction de la perception du risque. La prévention du risque est le point incontournable en faveur de la consultation d'anesthésie. En effet, en termes d'analyse du risque anesthésique, l'examen du patient à distance de l'opération a un rendement bien supérieur à celui d'une simple visite la veille de l'intervention. De plus, les conditions dans lesquelles se déroule la consultation sont bien meilleures. Les éléments du risque sont anticipés, un bilan insuffisant ou l'ajustement d'un traitement voire une consultation spécialisée, peuvent être réalisés bien avant le terme de l'opération et ce en collaboration avec le médecin traitant. La stratégie chirurgicale peut être discutée avec le chirurgien et adaptée à l'état du patient en permettant par ailleurs d'optimiser l'état du patient par une préparation spécifique.

Rappelons que le risque zéro n'existe pas pour n'importe quel acte anesthésique [27]. Des données épidémiologiques sur la mortalité liée à l'anesthésie confirment la place importante attribuée à une évaluation et/ou une préparation préopératoire sub-optimale dans la genèse d'environ 25% des décès liés à l'anesthésie [28].

On pourrait bien évidemment faire une évaluation juste avant l'acte opératoire. Mais dans ces conditions, il faudrait accepter de réduire l'efficacité du bloc opératoire (qui est le secteur le plus coûteux d'un établissement de santé) et d'imposer aux patients et à tous les acteurs du processus opératoire des modifications ou des reports opératoires de dernière heure, pour des patients insuffisamment préparés. Bien que l'impact réel de la consultation d'anesthésie sur la diminution du risque opératoire soit difficile à quantifier, les évolutions que connaît le domaine de la santé, marqué par le vieillissement de la population, l'augmentation du nombre d'actes anesthésiques, le recul des limites opératoires, les nouvelles stratégies chirurgicales, et la diminution relative des ressources allouées, donnent à la consultation d'anesthésie toute son importance.

Objectif économique

L'intérêt économique de la consultation anesthésique est un aspect bien documenté dans la littérature. Il s'articule autour de trois axes principaux.

La réduction des examens préopératoires : Bien qu'il soit de longue date largement reconnu que les examens préopératoires sont prescrits en fonction de l'interrogatoire, de l'examen clinique et de l'intervention prévue, trop d'examens sont encore demandés pour d'autres raisons, telle une mauvaise organisation de l'hospitalisation, la « routine », la convenance médicale et toutes ces déviations sont associées à un coût indu.

L'organisation d'une consultation d'anesthésie et l'application d'une politique raisonnable dans la demande d'examens peut engendrer une diminution des coûts liés à des examens inutiles [29, 30]. De même, on note une réduction très sensible du nombre des recours à des consultations spécialisées (cardiologues, pneumologues,

etc.) lorsque les patients sont vus préalablement en consultation d'anesthésie [29]. Des algorithmes et des méthodes intelligentes d'aide au diagnostic permettent au mieux de guider la prescription [31] comme celui développé par le groupe de recherche universitaire de Gand (Prof. Herregods) « la Flowchart Préop » [32]. La Flowchart est une représentation graphique normalisée de l'enchaînement des opérations et des décisions effectuées par un programme d'ordinateur. Ce dernier propose une liste des examens préopératoires nécessaires pour le patient.

La réduction de la durée d'hospitalisation : La consultation d'anesthésie a un impact favorable sur la durée d'hospitalisation en réduisant le délai entre l'hospitalisation et l'opération, l'intervention pouvant être pratiquée le jour de l'hospitalisation [29]. En effet, peu d'éléments (environnement social, distance du domicile, motif d'assurance), justifient une hospitalisation 24, voir 48 h avant l'intervention.

La diminution des retards et des reports opératoires de dernière heure : C'est probablement sur ce point que l'impact de la consultation d'anesthésie à distance génère le plus important bénéfice en termes de qualité organisationnelle du bloc opératoire. Une partie des retards et des reports opératoires de dernière heure est en étroite relation avec l'état de préparation du patient. La consultation d'anesthésie anticipe un bon nombre de problèmes : les bilans et les ajustements de traitements se font de manière ambulatoire, le patient n'étant admis à l'hôpital qu'une fois son état jugé adéquat pour l'intervention, ceci permettant une meilleure gestion de l'activité du bloc opératoire en précisant toutefois que les principaux bénéficiaires ne sont pas forcément les patients dont l'état général est le plus précaire [33].

5.4 Déroulement de la consultation d'anesthésie

Le but de la consultation d'anesthésie est de procéder à un examen clinique et un examen physique dans le but d'évaluer le risque anesthésique et opératoire selon le score ASA (American Society of Anesthesiologists), accepter refuser ou reporter le patient pour une autre séance opératoire en fonction des facteurs qui sont susceptibles d'interférer avec le déroulement de l'anesthésie, décider de la technique anesthésique la plus appropriée pour le patient et qui offre le maximum de sécurité

et prescrire la prémédication éventuelle, mettre en œuvre si besoin des stratégies particulières par exemple s'il s'agit d'une intubation difficile, préparer et informer le patient à l'intervention et obtenir le consentement du patient (voir annexe fiche d'anesthésie et consentement du patient).

Dans n'importe quelle spécialité et chez n'importe quel médecin un examen physique et clinique est réalisé par le médecin. L'objectif du MAR par le biais de cet examen est orienté vers certains points particuliers : détecter l'état physique du patient en premier lieu, accepter ou de refuser le patient pour la chirurgie, faire le meilleur choix de la technique d'anesthésie et finalement de détecter si l'intubation trachéale du patient est facile ou difficile. Pour obtenir tous ces résultats, le MAR doit faire un examen clinique et physique et étudier plusieurs paramètres.

L'examen clinique

Un interrogatoire du patient est effectué dans le but de rechercher d'éventuels antécédents. Ceux-ci peuvent être de plusieurs natures :

- Médicaux :
 - Cardiovasculaires.
 - Respiratoires.
 - Neurologiques.
 - Médicamenteux et en particulier thérapeutiques interférant avec l'hémostase (aspirine, AINS, antivitamine K, héparine, ticlopidine).
 - Hémorragiques : notion de saignements anormaux dans la vie courante (coupure, brossage des dents, rasage, menstruation).
 - Etat actuel de la maladie avec le traitement en cours et l'évaluation faite par les spécialistes.
- Chirurgicaux.
- Anesthésiques :
 - Types : anesthésie générale, anesthésie locorégionale, sédation
 - Accidents ou incidents personnels ou familiaux : anaphylaxie, retard de réveil, nausées et/ou vomissements postopératoires, hyperthermie maligne, porphyrie.
- Allergiques :

- Médicamenteux : antibiotiques, curares, antalgiques, héparine.
- Aliments : Poissons, viandes, fruits.
- Terrain atopique : asthme, rhume des foins, eczéma.

L'examen physique

L'examen physique, permet au médecin ou au clinicien d'aboutir à un diagnostic, ou à une impression clinique. Le MAR vérifie la fonction cardiovasculaire, la fonction pulmonaire, l'état vasculaire ainsi que la prévision de l'intubation trachéale chez le patient.

- Fonction cardiovasculaire :
 - Pression artérielle.
 - Fréquence cardiaque.
 - Auscultation du cœur et des carotides.
- Fonction pulmonaire :
 - Auscultation.
 - Capacité vitale.
 - Fréquence respiratoire.
 - Saturation pulsée en oxygène (SPO₂).
- Etat vasculaire :
 - Accès veineux pour perfusion.
 - Accès artériel pour pression artérielle sanglante.
 - Varices pour risque thromboembolique.
- Difficultés prévisibles d'intubation.

Pour les expérimentations menées dans cette thèse, l'examen clinique et physique a été réalisé par plusieurs MARs dans différentes structures de l'ouest algérien. Actuellement, cet examen a été effectué sur 1200 patients, où nous avons collecté plusieurs paramètres dans le but de détecter l'état physique du patient, accepter ou refuser ce dernier, détecter la meilleur technique d'anesthésie ainsi que la nature de l'intubation. Pour cette raison nous avons divisé ce travail en quatre parties. Ces paramètres seront présentés en détail dans le troisième chapitre.

Détection de l'état physique du patient (score ASA)

A l'issue de la consultation, le patient est évalué selon la classification ASA « American Society of Anesthesiologists » qui fournit un résultat de classification appelé ASA score (voir tableau 1.1) [34].

La classification ASA est utilisée par les MAR's dans le monde entier dans le but de faire une évaluation précise de l'état physique préopératoire des patients. Le score résultant de cette classification a également été utilisé dans la justice, pour l'évaluation des performances, dans l'allocation des ressources, et aussi pour le remboursement des services d'anesthésie et est souvent cité dans beaucoup de travaux de recherche [35] .

Catégories	Degré de gravité de la pathologie
1	Patiente en bonne santé
2	Patient avec une maladie générale modérée
3	Patient avec une maladie générale sévère mais non invalidante
4	Patient avec une maladie générale invalidante mettant en jeu le pronostic vital
5	Patient moribond qui ne survivrait pas 24 heures, avec ou sans opération
6	Patient en état de mort cérébrale, candidat potentiel au don d'organes (selon critères spécifiques)

TABLE 1.1 – Classification du score ASA

Au niveau de la consultation d'anesthésie le MAR doit étudier et vérifier plusieurs paramètres dans le but de détecter l'état physique du patient. Ces paramètres seront présentés dans le chapitre 3.

Après avoir détecté le score ASA, le MAR étudie d'autres paramètres dans le but de décider si le patient peut être accepté, refusé ou reporté pour une autre séance opératoire. Le patient peut être refusé si ce dernier est diabétique et mal équilibré le jour de l'intervention par exemple.

Choix de la technique d'anesthésie

Si le patient est accepté pour la chirurgie, la technique d'anesthésie : c'est-à-dire soit anesthésie locale (AL) ou anesthésie générale (AG) est décidée en accord avec le patient à qui les bénéfices escomptés et les inconvénients et/ou complications

éventuelles de chaque technique sont expliqués en termes simples.

Rappelons que le but de l'anesthésie est de contrôler ou de maîtriser les conséquences d'une intervention ainsi que d'assurer la sécurité du patient durant la période péri-opératoire. Le MAR propose au patient la meilleure technique d'anesthésie, c'est-à-dire, celle qui lui offre le plus de sécurité. Pour faire ce choix, le MAR doit étudier plusieurs paramètres, présentés comme suit :

- Age :
 - Pour les nourrissons et les enfants, est pratiquée l'anesthésie générale.
 - Pour les adultes : on utilise l'anesthésie locale dans les courtes interventions des lésions superficielles du corps.

- Etat physique du patient :
 - Affection préopératoire : s'assurer que le patient ne présente aucune allergie aux anesthésiques.
 - Atteinte sévère des fonctions vitales (maladies chroniques) : une anesthésie locale est nécessaire.
 - Patients émotifs ou non coopératifs : séniles, désorientés et malades mentaux sont des indications pour une anesthésie générale.
 - Patients obèses : le meilleur choix est l'anesthésie locale ou la rachianesthésie ; mais, si l'anesthésie générale est nécessaire, elle doit être réalisée sous couvert d'une intubation trachéale.

- Type de chirurgie :
 - Les interventions réalisées en décubitus ventral ou latéral et les opérations de longue durée demandent une anesthésie générale ; il en est de même pour les autres positions incommodes.

- Habilité et exigences du chirurgien :
 - Il est exigé du praticien une certaine habilité et une dextérité dans les différentes sortes d'interventions.

- Habilité et préférences de l'anesthésiste :

- Après avoir examiné tous les facteurs impliqués ainsi que toutes les indications et contre-indications, le choix définitif des agents et des techniques anesthésiques est souvent une affaire de préférence et d'expérience personnelles.
- Souhais du patient :
 - Les désirs du patient seront respectés, si les conditions le permettent et, si le succès de l'intervention n'est pas compromis [36, 37].

Les types d'anesthésie : Comme vue précédemment, on peut distinguer deux grands types d'anesthésie : l'anesthésie générale et l'anesthésie locorégionale.

L'anesthésie Générale (AG)

Définition : L'anesthésie générale peut se définir comme un état d'inconscience réversible (état comparable à un sommeil profond) provoqué par les anesthésiques (injection de médicaments et/ou inhalation de gaz), avec disparition de la perception de la douleur dans tout l'organisme. Elle est indiquée pour les interventions chirurgicales étendues, ainsi que, pour celles, dont l'application de l'anesthésie locale, est impossible ou non satisfaisante ; de même que pour les jeunes enfants, les malades mentaux et ceux ayant des antécédents de réactions toxiques ou allergiques aux anesthésiques locaux. [38].

Les avantages et les inconvénients de l'anesthésie générale : L'anesthésie générale présente :

- D'une part, plusieurs privilèges dont : le confort du patient, d'excellentes conditions chirurgicales, un meilleur contrôle ventilatoire et hémodynamique peropératoire ; elle peut également utiliser des agents anesthésiques rapidement réversibles pour ne pas affecter durablement la ventilation.
- D'autre part, différentes complications peuvent se présenter lors d'une anesthésie générale : un risque de perdre le patient (ne se réveillant pas de l'état comateux), une provocation des maux de gorge due à une intubation, des

troubles de la mémoire ou une baisse des facultés de concentration et des complications imprévisibles comportant le risque vital d'une allergie grave, d'un arrêt cardiaque ou d'une asphyxie [39].

L'Anesthésie Loco régionale (AL)

Définition : L'anesthésie loco régionale est une abolition transitoire de la conduction nerveuse dans un territoire corporel prédéfini. On distingue les anesthésies loco régionales centrales (péridurale ou rachianesthésie), et périphériques (blocs des plexus nerveux et des nerfs ou anesthésies tronculaires pour insensibiliser un membre ou un segment de membre).

Les anesthésiques locaux affectent toutes les cellules ; ils agissent de façon préférentielle sur les tissus nerveux et provoquent un blocage non sélectif et réversible des fibres nerveuses (non seulement sur les fibres sensibles, mais aussi sur les fibres motrices). Leur principale propriété est d'interrompre la conduction de l'influx nerveux quel que soit l'endroit du neurone avec lequel ils entrent en contact [40]. Il s'en suit un blocage portant à la fois sur la sensibilité et sur la motricité, à des degrés variables, dépendant du site d'injection, de la quantité administrée et de la nature de l'agent anesthésique utilisé. C'est une technique simple qui nécessite un minimum de matériel ; elle coûte moins cher que l'anesthésie générale. Elle est indiquée pour les interventions de courte durée (moins de 2h), quand l'anesthésie générale est contre-indiquée, chez les patients atteints d'une insuffisance respiratoire (permet d'éviter la dépression respiratoire) et lors d'une intubation difficile [41].

Les avantages et les inconvénients de l'anesthésie loco régionale : L'AL a plusieurs avantages, elle permet : une sortie le jour même, 2 à 5 heures après l'intervention, le maintien de la conscience, la diminution de la douleur post-opératoire, la possibilité de pouvoir être effectuée en urgence, facilite la mobilité et le transport, diminution des nausées et vomissements, une diminution des risques d'infections nosocomiales en raison d'une hospitalisation moins longue.

Après une AL, des maux de tête, des nausées, des vomissements, des démangeaisons, des troubles passagers de la mémoire ou une baisse des facultés de concen-

tration peuvent survenir, en fonction des médicaments associés. Des complications respiratoires possibles, lors de certaines anesthésies du membre supérieur ou du thorax. Très rarement, on peut observer une baisse transitoire de l'acuité auditive ou visuelle.

Les complications plus graves comme les convulsions, un arrêt cardiaque, paralysie et/ou insensibilité plus ou moins étendues, blessure d'un organe proche [42], une paralysie permanente ou une perte plus ou moins étendue des sensations sont extrêmement rares. Quelques cas sont décrits, alors que des centaines de milliers d'anesthésie de ce type sont réalisées chaque année.

En résumé, le MAR choisit la technique d'anesthésie qui offre le maximum de sécurité au patient en analysant les facteurs suivants :

- Le type de chirurgie :
 - Mineure ou lourde.
 - Hémorragique ou non.
- L'état du patient.
- L'âge du patient
- Poids, taille, âge, état nutritionnel, IMC (Indice de Masse Corporelle ou BMI).

Tous ces facteurs (descripteurs) ont été collectés lors de la création de notre base de données.

Détection de la nature de l'intubation trachéale

La dernière partie de la consultation d'anesthésie est consacrée à la détection de la nature de l'intubation trachéale du patient. Pour cela il nous semble nécessaire de définir d'abord l'intubation trachéale dans cette partie.

L'Intubation Trachéale (IT) se définit comme le cathétérisme de la trachée, à travers la glotte à l'aide d'un tube qu'on appelle sonde d'intubation. Ce dernier reste accessible au niveau de la bouche ou des narines selon la voie d'introduction choisie. C'est un geste courant, en règle facile et rapide, souvent indispensable en anesthésie et réanimation d'urgence, qui permet de maintenir la liberté et l'étanchéité des voies aériennes supérieures et de contrôler la ventilation et l'hématose. Elle peut

être facile dans la majorité des cas, mais elle peut être rendue difficile dans certaines circonstances pathologiques congénitales ou acquises qu'il convient de dépister au préalable au niveau de la consultation pré-anesthésique pour adapter le matériel et choisir au mieux le protocole [43]. De nouvelles techniques pour l'intubation difficile sont décrites et semblent prometteuses au vu des premières études publiées récemment [10, 44, 45]. Rappelons que dans ce travail, la détection automatique ainsi que la prédiction d'une intubation difficile dans la consultation d'anesthésie est parmi nos objectifs.

Historique :

L'intubation trachéale est une technique qui existe depuis longtemps mais bien moins que la trachéotomie qui est l'une des plus anciennes interventions chirurgicales [46].

Les premières IT ont été réalisées lors des épisodes asphyxiques de la diphtérie. Les expériences d'intubation chez l'animal sont anciennes : dès 1542, la technique était décrite par Brassalva et Vesale chez le mouton [47].

Les premières intubations trachéales chez l'homme ont été réalisées par le pédiatre américain Joseph O'Dwyer (1841-1898), à l'aide de tubes métalliques décrits dans le traité de Mushin [46]. La technique se développe durant la Première Guerre mondiale dans le domaine de la traumatologie faciale avec l'utilisation de sondes en gomme. Depuis les années 1950, l'American society for testing materials définit les caractéristiques des tubes et du ballonnet qui forment une sonde d'intubation. Elle est généralement constituée de plastique transparent et munie d'un connecteur de diamètre standard permettant de la relier à un réanimateur manuel ou au circuit d'un respirateur artificiel. Un ballonnet situé à l'extrémité distale de la sonde permet d'assurer l'étanchéité.

Actuellement, l'intubation dispose de nouveaux outils prometteurs qui facilitent la tâche aux MARs comme la visualisation directe à l'aide de laryngoscopes, les matériaux de sonde mieux adaptés et bien tolérés, l'utilisation de divers masques laryngés.

Indications de l'intubation trachéale :

Le MAR ou le médecin urgentiste réalise l'intubation trachéale lorsqu'il y a une des indications suivante :

- L'anesthésie générale.
- La protection des voies aériennes inférieures et du parenchyme pulmonaire contre le risque d'inhalation.
- Le traitement de l'obstruction des voies aériennes supérieures.
- Les aspirations trachéobronchiques chez des patients ne pouvant pas assurer le drainage correct de leur arbre trachéobronchique (sécrétions abondantes, toux inefficace) avec risque d'atélectasie.
- La ventilation mécanique chez le patient en insuffisance respiratoire aiguë, ou en situation de détresse vitale.

L'intubation est indiquée dans toute situation responsable d'un syndrome asphyxique ou d'un encombrement broncho-pulmonaire majeur. L'examen clinique doit rechercher un tirage, une cyanose, un battement des ailes du nez, une pâleur, des sueurs, tous signes témoignant d'une insuffisance respiratoire aiguë [43].

L'intubation est toujours un geste médical à haut risque. Son caractère habituellement urgent vient encore compliquer une situation clinique dominée par la présence d'une détresse respiratoire, d'une hémodynamique instable et d'un estomac plein. Tout geste technique incorrect peut se solder par une complication majeure. Seul l'état de mort apparente autorise une intubation sans préparation. Lorsqu'une intubation à long terme est prévue, une trachéotomie peut être envisagée pour éviter les complications liées à la présence de la sonde dans les fosses nasales, cavités buccales, conduit pharyngolaryngé.

Détection de l'intubation difficile :

On considère qu'une intubation est difficile pour un anesthésiste expérimenté lorsqu'elle nécessite plus de 10 minutes et/ou plus de deux laryngoscopies, dans la position modifiée de Jackson (Figure 1.1).

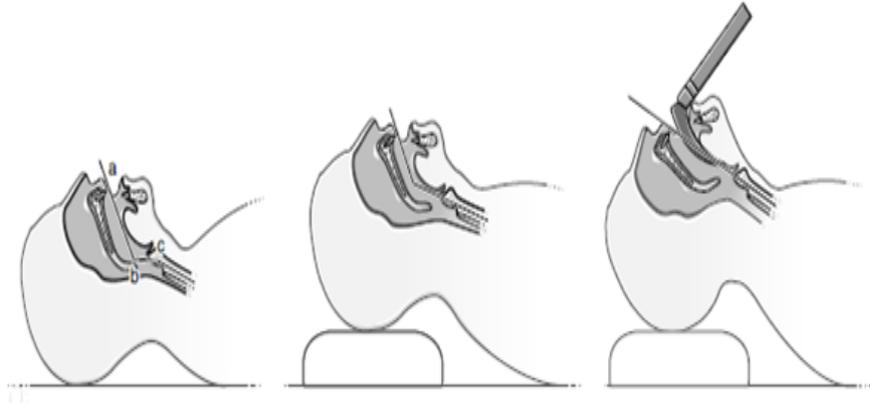


FIGURE 1.1 – Position modifiée de Jackson

Lors de la consultation d'anesthésie, un examen clinique et un interrogatoire sont effectués systématiquement par le MAR dans le but de détecter si l'IT du patient est difficile ou pas. Il faut souligner que lors de la collecte de données, nous avons assisté aux blocs opératoires avec les MARs lors de la pratique de la chirurgie. Nous avons constaté que, dans de nombreux cas pratiques, les MARs peuvent changer la technique d'anesthésie (locale vers générale, le cas contraire s'avère très rare) en fonction des problèmes qui peuvent survenir au moment de la chirurgie comme la non coopération du patient par exemple. C'est ce qui explique la nécessité d'étudier tous les paramètres de l'IT même si une anesthésie locorégionale est programmée.

L'interrogatoire précise les conditions de déroulement des anesthésies antérieures, recherche la notion de lésions dentaires et/ou gingivales. Sont aussi recherchés les antécédents et les signes d'obésité morbide, d'affection rhumatismale, de diabète, de dyspnée, de troubles du sommeil, d'intubation prolongée et de trachéotomie, de traumatismes maxillo-faciaux [48]. Lors de la consultation d'anesthésie le MAR examine le patient afin de détecter la nature de l'intubation trachéale du patient. Cet examen s'effectue en quatre temps, de face et de profil, bouche fermée puis ouverte :

- **Temps1** : de face, bouche fermée, pour rechercher une asymétrie mandibulaire, des cicatrices faciales et/ou cervicales, un goitre ou un cou court ;
- **Temps2** : de face, bouche ouverte, pour préciser l'inclinaison des incisives supérieures, des dents manquantes ou fragilisées et la possibilité de subluxation

antéropostérieure de la mandibule. La bouche est ensuite ouverte au maximum, pour évaluer la distance inter dentaire et le score de Mallampati qu'on va définir dans le chapitre trois. Ces mesures sont effectuées chez le patient assis, regard à l'horizontale, sans phonation ;

- **Temps3** : de profil, regard à l'horizontale, pour rechercher une rétrognathie et mesurer la distance thyro mentonnaire ;
- **Temps4** : de profil, avec la tête en extension maximale, pour mesurer la distance thyro mentonnaire. Les trois éléments suivants doivent être recherchés systématiquement : la mesure de l'ouverture de bouche, l'évaluation de la classe de Mallampati, la mesure de la distance thyromentonnaire.

Il y a lieu d'envisager une intubation difficile (ID) chez l'adulte si l'un des critères suivants est retrouvé : ouverture de bouche inférieure à 35 mm, classe de Mallampati supérieure à 2, distance thyromentonnaire inférieure à 65 mm. [49] Les aspirations trachéobronchiques chez des patients ne pouvant pas assurer le drainage correct de leur arbre trachéobronchique (sécrétions abondantes, toux inefficace) avec risque d'atellectasie ;

Si l'intubation trachéale est difficile et ne peut pas être effectuée on parle d'intubation trachéale impossible. Les données suivantes résument le cas d'une IT impossible : l'ouverture de bouche inférieure à 20 mm, le rachis bloqué en flexion, une dysmorphie faciale sévère de l'enfant ou bien des antécédents d'échec d'intubation par voie orotrachéale. [50]

6 Les facteurs de risque de l'anesthésie

Tout acte médical, même conduit avec compétence dans le respect des données acquises de la science, comporte un risque. C'est pour cette raison que le patient adulte doit lire et signer un formulaire de consentement, alors que le mineur doit avoir une autorisation paternelle.

Les conditions actuelles de surveillance de l'anesthésie et de la période de réveil,

permettent de dépister et de traiter rapidement les anomalies.

Les complications graves de l'anesthésie peuvent être :

D'ordre allergique, secondaire à un surdosage médicamenteux responsable d'une défaillance respiratoire, circulatoire ou cardiaque, secondaire à une maladresse ou à une erreur dans l'évaluation pré opératoire du patient, d'ordre respiratoire entraînant une hypoxie.

En dehors des complications graves, l'anesthésie et la chirurgie sont parfois suivies d'évènements désagréables. [51]

7 Conclusion

Le nombre de MARs dans le monde entier est vraiment réduit, en Algérie en compte environs 2600 MARs. Ce nombre est vraiment insuffisant pour effectuer de différentes interventions chirurgicales. Chaque structure médico-chirurgicale nécessite la présence d'un MAR qui est un élément clé de la conduite de l'anesthésie, et joue un rôle lors de la consultation pré-anesthésique en premier lieu, ensuite au bloc opératoire, et enfin dans la salle de réveil, le médecin anesthésiste intervient également en cas de complication postopératoire.

A travers ce chapitre nous avons montré que la consultation d'anesthésie est un élément clé de l'organisation et en particulier de la programmation opératoire. Elles démontrent clairement ses avantages : une meilleure approche du risque, le respect du patient, des économies réalisables et l'insertion de l'anesthésie de plein-pied dans le fonctionnement du bloc opératoire.

Nous avons aussi expliqué les principes, les complications et les types de l'anesthésie. Tels que les paramètres, les avantages et les difficultés de l'anesthésie diffèrent d'une technique à une autre (générale ou locorégionale). Nous avons aussi expliqué le concept de l'intubation trachéale qui est la méthode de choix pour l'isolement et la protection des voies aériennes supérieures, ainsi que pour la ventilation.

Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art détaillé des travaux concernant l'aide au diagnostic médical dans le domaine de l'anesthésie et de la réanimation.

Chapitre 2

Etat de l'art

1 Introduction

Les travaux de recherche dans le domaine du diagnostic médical ont mobilisé durant ces dernières années une large communauté de chercheurs [52–56]. La recherche dans ce domaine s'appuie principalement sur la prise en compte de cas réels.

Le domaine médical a su très rapidement intégrer des outils d'aide au diagnostic [55–58], et la santé a constitué un enjeu très motivant pour les recherches dans ce domaine. En effet, il ne s'agit plus de rechercher les causes d'une maladie chez un patient mais plutôt les causes d'une défaillance d'un système vivant. Dans ce domaine, plusieurs travaux ont été développés concernant plusieurs secteurs à haut niveau de risque comme par exemple l'anesthésie et la réanimation, qui fait l'objet de notre étude. Un Système d'Aide au Diagnostic (SAD) est un système capable d'identifier la nature d'un problème en examinant les symptômes observés. Les sorties d'un tel système représentent le diagnostic.

Globalement, le but principal d'un SAD [54, 58] est de détecter une ou plusieurs pathologies le plus tôt possible, et être capable de donner un indice de Confiance (IC) associé au diagnostic effectué, ou le cas échéant de donner des remèdes (solutions) appropriés aux pathologies, c'est à dire offrir une certaine interprétabilité. L'IC permet de déterminer la qualité des résultats donnée par le SAD. En effet, plus l'IC est élevé, plus le diagnostic du SAD est pertinent. Dans ce travail, nous proposons un système d'aide au diagnostic médical capable de fournir une aide aux MARS dans la consultation d'anesthésie afin de détecter le score ASA, d'accepter ou de refuser un patient pour la chirurgie, de proposer la meilleure technique d'anesthésie c'est à dire celle qui offre le plus de sécurité, et finalement de pouvoir détecter la nature de l'intubation trachéale du patient (intubation facile ou difficile). Pour cela, plusieurs techniques d'intelligence artificielle ont été utilisées et appliquées à une nouvelle base de données. Ces techniques de classification sont les réseaux de neurones (Multi Layer Perceptron (MLP)), les machines à vecteurs de supports (Support Vector Machines (SVM)), les arbres de décision (Decision Tree (DT)), les k plus proches voisins (K Nearest Neighbors (K-NN)), et les fonctions de base radiale (Radial Basis Function

(RBF)). Ce système proposé est réalisé dans le but de diminuer les risques opératoires.

Les performances d'un classifieur dépendent étroitement du choix et du calcul des paramètres caractéristiques de la forme à reconnaître. Cependant, le choix de la méthode de classification n'influence pas moins le résultat et le taux de bonne classification. La littérature propose une variété de règles d'apprentissage utilisées dans le domaine de l'aide au diagnostic en anesthésie : les Réseaux de Neurones et les machines à vecteurs de supports ont été appliquées avec succès dans le domaine d'anesthésie [10,59–62], d'autres travaux ont utilisé les K plus proches voisins [63–66] et les fonctions à base radiales [67–70]. A côté de ces méthodes d'apprentissage, les arbres de décisions connus pour leur interprétabilité en classification ont conduit à des résultats prometteurs dans l'aide au diagnostic médical. [71–77]

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art complet des approches utilisées dans les systèmes d'aide au diagnostic médical et plus spécifiquement celles qui concernent le domaine de l'anesthésie, à savoir les Réseaux de Neurones, les Machines à Vecteurs de Support, les arbres de décision, et les k plus proches voisins.

2 Approches par classification

2.1 Réseaux de Neurones (MLP)

Pour les Réseaux de Neurones (MLP), le diagnostic de défaillances est essentiellement vu comme un problème de reconnaissance et de classification [59]. En effet, l'une des tâches principales à effectuer en diagnostic médical est la reconnaissance et la classification des données, et les réseaux de neurones sont des outils bien adaptés pour cette tâche.

Pour cette raison plusieurs chercheurs ont utilisé les MLPs comme technique de classification dans le but d'aider les MAR's dans leurs routine clinique. Dans [60], H.U. Rehman et al. ont fait une étude dans le but de contrôler la profondeur de

l'anesthésie c'est-à-dire celle de l'anesthésie générale par l'observation de différentes variables. Elle est définie comme un état, induit pharmacologiquement, donc réversible, caractérisé par la perte de conscience et l'absence de réponse à des stimuli nociceptifs [78]. La différence par rapport au sommeil physiologique est le fait que lors de l'anesthésie générale, l'absence de réponse persiste même pour des stimuli nociceptifs intenses et prolongés.

Cette étude porte sur le développement des contrôleurs et des modèles de patients en utilisant les réseaux de neurones artificiels et l'analyse de régression. Deux bases de données ont été utilisées pour la formation et le développement des modèles et des contrôleurs intelligents. La première base de données concerne les patients dont la respiration était spontanée c'est-à-dire une respiration normale et la seconde base concerne les patients dont la respiration a été ventilée c'est-à-dire une respiration assistée par appareil. Les résultats obtenus par cette technique de classification étaient satisfaisants.

Dans le même contexte, un autre travail a été réalisé par, Reza Shalbah et al. dans le but de contrôler la profondeur d'anesthésie [61]. Les descripteurs (paramètres d'entrée) exploités dans cette étude ont été extraits à partir d'un signal électrophysiologique qui est l'ElectroEncéphaloGramme (EEG). Ensuite, ces données ont été utilisées comme entrée d'un réseau neuronal artificiel afin de les classifier [61].

Un autre travail a été réalisé par Chao-Shun Lin [62] en utilisant les MLPs afin d'aider les MAR's dans leurs travail quotidien. Le but de cette étude était de développer un modèle de prévision basé sur les MLPs pour identifier les patients à haut risque d'hypotension pendant la rachianesthésie qui est une technique d'anesthésie locale. Cette étude a été testée sur 1501 patients collectés entre septembre 2004 et décembre 2006. Ces derniers ont subi une intervention chirurgicale sous anesthésie rachianesthésie. Une bonne performance a été obtenue dans cette étude [62].

2.2 Méthode à Fonction de Base Radiale (RBF)

Les réseaux à Fonctions de Base Radiale (RBF) sont des modèles connexionnistes simples à mettre en œuvre et assez intelligents. Ils sont très utilisés pour la régression et la discrimination. Leurs propriétés théoriques et pratiques ont été étudiées en détail depuis la fin des années 80 ; il s'agit certainement, avec le perceptron multicouche du modèle connexionniste le mieux connu.

Les modèles RBF ont été souvent utilisés depuis la fin des années 80, et il serait impossible d'en dresser la liste de leurs applications. On trouve de nombreuses utilisations en prévision des séries temporelles [79]. Dans le domaine de la reconnaissance d'image ou de signal biomédical, il est d'usage de faire précéder le modèle RBF d'une extraction de caractéristiques (filtrage, contours, textures, etc.) afin de réduire la dimension des entrées.

Les études récentes ont apporté d'importants changements dans le domaine de l'anesthésie en utilisant la technique RBF, et ce n'est que depuis quelques années que les données se sont stabilisées.

Puisque nous avons collecté de nouvelles données dans cette thèse, nous avons fait appel à cette méthode afin de la tester sur notre nouvelle BDD. Dans le domaine d'anesthésie, et afin d'aider les MAR's, la technique à Fonctions de Base Radiale (RBF) a été testée par différents chercheurs pour trois raisons principales. La première consiste à quantifier l'anesthésie [67]. Dans ce contexte nous citons les travaux réalisées par Taslimi P. et al. La seconde est de prédire le retour de la conscience d'un patient après la réalisation d'une anesthésie générale. Nous pouvons citer dans ce cas les travaux effectués par Nunes, C.S. et al. [68, 69]. Enfin, la troisième motivation est de proposer un système intelligent capable de contrôler la quantité des produits anesthésique (drogues) injectés par les voies intraveineuses lors de la pratique d'une anesthésie générale. Les travaux réalisés par Labbaf Q, H et al. [70] vont dans ce sens. Les auteurs de ce travail [70], ont testé plusieurs produits (médicament et drogues) qui sont incorporés en même temps. Aussi, afin de

diminuer le risque opératoire, des modèles de prédiction intelligents ont été proposés.

La recherche bibliographique utilisée a montré que les performances de classification obtenues par la technique RBF dans le domaine d'anesthésie étaient satisfaisantes. Ces résultats nous ont motivé pour la tester dans le cadre des travaux de notre thèse.

2.3 Arbre de décision (DT)

L'arbre de décisions (DT) est un outil utilisé dans différents domaines : sécurité, fouille de données, médecine, etc. Sa popularité est due à sa lisibilité, sa rapidité d'exécution, le peu d'hypothèses nécessaires qu'il propose, et son interprétabilité que souhaiterait avoir tous les médecins. L'apprentissage par arbre de décision se situe dans le cadre de l'apprentissage supervisé, où la classe de chaque objet dans la base est donnée. Le but est de construire un modèle à partir d'un ensemble d'exemples associés aux classes pour trouver une description pour chaque classe à partir des propriétés communes entre les exemples. Une fois ce modèle construit, on peut extraire un ensemble de règles de classement. Ce modèle ou les règles extraites sont ensuite utilisés pour classer de nouveaux objets dont la classe est inconnue.

L'arbre de décision a été largement étudié et appliqué dans le domaine de la classification supervisée. On trouvera dans les travaux de R. Quinlan le principe et le développement de cette méthode [71–74].

Les algorithmes les plus représentatifs des DT sont ID3 (Iterative Dichotomiser 3) [80], et CART (Classification And Regression Trees) [81–83]. Dans notre thèse nous avons utilisé le modèle CART qui est tout simplement une amélioration d'ID3, notamment du point de vue de la facilité d'implémentation. Ce dernier est utilisé pour l'analyse de régression ou classification d'ensembles grands et complexes de données multi-variables [84]. L'algorithme CART construit l'arbre en utilisant des partitions récursives. Lors de l'apprentissage, un premier arbre est créé en utilisant l'ensemble des données d'entraînement. L'algorithme cherche de manière récursive,

les relations entre les variables pour obtenir une séquence optimale de divisions binaires, ce qui aboutit ainsi à un arbre très étendu.

Dans le domaine de l'anesthésie plusieurs chercheurs se sont intéressés à cette technique de classification. William H Rosenblatt l'a utilisée dans le but de faire la classification des informations respiratoires préopératoires des patients, dans le but de détecter l'intubation difficile [75].

Dans le même contexte, Laurent G. Glance a utilisé aussi les DT dans un but économique afin de réduire le nombre de personnels en anesthésie c'est à dire réduire les coûts tout en gardant la meilleure qualité de soin possible [76].

Heather Linder et al. ont proposé un système intelligent dans lequel ils ont testé les arbres de décision dans une étude sur 1099 patients. Cette étude a été faite dans le but de contrôler automatiquement la consommation d'antalgiques et de réajustement de contrôle anesthésie. [77]

2.4 Machine à Vecteurs de support

Les Support Vector Machines, ou Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Les SVMs sont une généralisation des classifieurs linéaires. Ils ont été développés dans les années 1990 par Valdimir Vapnik. Les SVMs ont rapidement été développés pour leur capacité de traiter des données de grande dimension, leur faible nombre d'hyper paramètres à régler, leur théorie bien fondée théoriquement et leur pouvoir de généralisation.

Les SVMs ont été initialement utilisées pour la classification binaire et la régression. Aujourd'hui, elles sont utilisées dans différents domaines de recherche et d'ingénierie. Plusieurs applications des SVM ont connu un réel succès tel que le diagnostic médical. Parmi les rares travaux en anesthésie retrouvés dans la littérature scientifique utilisant les machines à vecteurs de supports, nous citons celui réalisé

en 2009 par Qing Yan, Hongmei Yan et al [10] ainsi celui réalisé par Gabriel et al. en 2012 [85]. Ils ont élaboré un système d'aide aux diagnostics, dont l'objectif est d'apporter de l'aide aux anesthésistes lors de la consultation d'anesthésie afin de détecter la nature de l'intubation trachéale.

Le premier travail a été fait sur une base de données qui comprenait 264 patients où chacun a été représenté par 13 paramètres qui sont (l'âge, le sexe, l'IMC (l'Indice de Masse Corporelle), la distance thyro-mentonnaire, l'angle mandibulaire, la longueur mandibulaire, le tour de cou, la longueur du cou, la distance bionique, la classification de Mallampati, l'extension de l'articulation atlanto (l'articulation entre la première et la seconde vertèbre), distance entre les lèvres (ouverture de la bouche), et essai de morsure de la lèvre supérieure). Un bon taux de classification a été obtenu équivalent à 90.53%.

Le deuxième travail a été réalisé sur une base de données de 100 patients, où chaque patient est représenté par une image. Les images sont acquises à l'hôpital universitaire de Lausanne (CHU), le processus d'enregistrement des images fait partie d'un projet pour l'évaluation automatique de l'intubation difficile. Les sujets inclus dans l'ensemble de données sont âgés entre 24 et 81 ans et la proportion de sujets féminins est de 39%. Le but de ce travail est de faire un traitement d'image dans le but de détecter le score de Mallampati du patient. Après avoir segmenté l'image, la technique SVM est utilisée comme technique de classification. Dans ce travail, un vote majoritaire a été utilisé sur 03 techniques SVM identique, le but de ce vote est d'augmenter la précision du système du fait qu'il gère quatre classes différentes. Une bonne reconnaissance de classe a été obtenue avec le vote majoritaire de l'ordre de 95%.

2.5 Méthode des K plus proches voisins (Kppv)

La technique des K-plus proches voisins (Kppv) ou (k Nearest Neighbor) (KNN) est connue comme une technique de classification simple mais robuste et est capable

de produire des résultats de haute performance, même pour des applications complexes [63–65].

La méthode des K-plus proches voisins a été beaucoup utilisée dans le domaine d'aide au diagnostic médical dans différentes spécialités à savoir la détection du diabète, du cancer du sein, de rétinopathie diabétique en ophtalmologie, et du traitement du signal comme le EEG par exemple. Du fait que cette technique est bien adaptée au domaine de l'aide au diagnostic médical, plusieurs chercheurs l'ont utilisée dans le domaine d'anesthésie afin de détecter l'état anesthésique d'un patient par exemple.

Dans ce contexte, Will Gersch et al [66], Mahfuzah Mustafa et al [65], ont utilisé la technique des K-plus proches voisins dans le but de proposer un système intelligent capable de détecter l'état anesthésique d'un patient et cela à partir d'un signal EEG. Les résultats trouvés par ces deux auteurs ont été satisfaisants.

3 Approches par similarité de notre travail

Les différents travaux présentés dans cette partie ont pour but de proposer une aide aux MARs dans le but de diminuer les risques opératoires.

Laurent et al. ont proposé un travail qui s'intitule « un modèle probabiliste d'une mortalité chirurgicale ». Ce travail a pour objectif de prédire la mortalité d'un patient après une chirurgie non cardiaque dans le but de diminuer les risques opératoires. Ce système calcul un score de risque d'une manière empirique utilisant trois descripteurs qui sont le score ASA, le type de chirurgie soit intermédiaire soit à haut risque, et est-ce que cette dernière est urgente ou pas. Une gigantesque base de données de 298772 patients a été collectée de différentes structures entre 2005 et 2007. Les résultats obtenus sont comme suit :

- Les patients avec un score de risque inférieur à 5 avaient un risque de mortalité inférieur à 0,50%.
- Les patients avec un score de risque entre 5 et 6 avaient un risque de mortalité

entre 1,5% et 4,0%.

- Les patients avec un score de risque supérieur à 6 avaient un risque de mortalité plus que 10%. [86]

En 2009, Kapragavalli et al. ont développé un système automatique capable de prédire le risque anesthésique opératoire. Ce système est basé sur l'utilisation d'un apprentissage supervisé de trois techniques de classification dans l'environnement Weka Software qui sont : les arbres de décision plus exactement le système CART (Classification And Regression Trees), les réseaux de neurones ainsi que la classification naïve bayésienne. Ces trois techniques de classification ont été testées sur une base de données collectée dans un hôpital privé. Cette dernière contient 362 patients et que chacun d'entre eux est représenté par 37 descripteurs.

Les résultats indiquent que le taux de reconnaissance entre les réseaux de neurones et les arbres de décision sont similaires mais supérieur à celle des naïves bayésienne (97.79%, 96.13%, et 76.24%), la spécificité (capacité de donner un résultat négatif quand la maladie est absente) du classifieur réseaux de neurones dépasse en précision la technique de classification Naïve bayésienne ainsi que les arbres de décision (97.7%, 89.4%, et 94.7%) par contre le temps de calcul est vraiment supérieur par rapport aux autres techniques (259.81 seconde pour le réseaux de neurones, 0.16 seconde pour les arbres de décision, et 0.02 pour les naïves bayésienne).

Pour cette raison Kapragavalli et al. ont suggérés dans ce travail que la technique des réseaux de neurones est la meilleure technique de classification qui peut être utilisée dans la consultation d'anesthésie pour évaluer le risque du patient. [8]

A l'université de Heidelberg, Peter et al. ont développé un système automatique capable d'effectuer le classement du niveau du risque de l'anesthésie du patient. Une version modifiée de cette méthode a été présentée par Russell et al. dans [53]. Les descripteurs utilisés dans ce système son : l'âge du patient, le BMI, l'état du patient, la fréquence cardiaque, la pression artérielle, la glycémie, l'hémoglobine, la nature de l'opération, l'état de jeûne, électrolytes, l'hydratation, les allergies, d'autres grandes maladies, les brûlures, ainsi que le bon fonctionnement des systèmes respiratoire,

rénal, et hépatique. Dans un autre travail, la prédiction des risques a été réalisée par Hussman et al. dans [54], en utilisant un outil d'analyse statistique. Mais ce travail n'a jamais été utilisé par les MARs dans la consultation d'anesthésie du fait qu'il n'offre pas une bonne précision dans les différents types de chirurgies.

Dans [56], Donati et al. ont mis au point un nouveau modèle pour prédire le risque opératoire. Le but de cette étude était de créer un nouveau modèle, basé sur la classification ASA, pour prédire la mortalité ainsi que la morbidité. Bien que le score POSSUM existe (Score pour le dénombrement de mortalité et morbidité), ce dernier peut être utilisé aussi pour calculer le risque opératoire, sa complexité rend son utilisation impossible dans la routine clinique. Afin de réaliser ce travail, une base de données a été recueillie dans deux hôpitaux. Tous les types de chirurgie ont été inclus à l'exception de la chirurgie cardiaque et la césarienne. Les descripteurs utilisés dans cette base sont : L'âge, le sexe, présence d'un problème cardiovasculaire, présence d'un problème pulmonaire, présence d'une insuffisance rénale, présence du diabète, la présence des maladies du foie, présence d'un cancer, le score de Glasgow qui est un indicateur de l'état de conscience, le score ASA, et le type de chirurgie. Tous ces paramètres ont été enregistrés pour un ensemble de 1936 patients. La méthode de régression logistique a été utilisée dans ce travail pour construire un modèle intelligent capable de prédire le risque opératoire.

L'inconvénient principal de ce travail est que le modèle proposé n'est pas utilisé par tous les MAR's pour deux raisons, la première est que le score ASA reste la norme standard utilisée jusqu'à ce jour par tous les MAR's, quant à la deuxième malgré le nombre important de patients « 1936 », une technique de classification ne suffit pas pour tester une nouvelle base de données. [56]

Dans la spécialité d'anesthésie/réanimation, le MAR, exige que le patient fasse plusieurs examens complémentaires avant l'intervention chirurgicale. Une liste standard est souvent établie quelle que soit la nature de la chirurgie. Cette liste contient entre autres : l'électrocardiogramme(ECG), l'échocardiographie, l'épreuve d'effort, le télé-thorax, les différents bilans sanguins, etc. Or ces examens ne sont pas tous indispensables, d'où la question de la typologie de l'examen nécessaire selon le cas

traité. Dans la spécialité d'anesthésie/réanimation, la pratique des examens techniques préopératoires est devenue une routine, d'où la question de la nécessité de la totalité de ces examens. Un récent rapport du KCE (Centre Fédéral d'expertise en soins de santé) [87] sur l'évaluation des risques préopératoires montre l'importance primordiale d'une bonne anamnèse et d'un examen clinique rigoureux. Quant à la recherche scientifique, elle démontre que l'ajout d'examens techniques ou de tests biologiques de routine est peu utile pour des interventions chirurgicales courantes, non urgentes chez des adultes en bonne santé.

En effet, une bonne évaluation du risque opératoire pour une intervention chirurgicale courante chez un adulte commence toujours par une anamnèse et un examen clinique. Cette consultation qui demande beaucoup de temps a poussé les chercheurs à réfléchir à des méthodes, des outils et des stratégies intelligentes qui aident les MARs à réaliser leurs tâches.

Parmi ces travaux, nous pouvons citer celui réalisé en 2004 par le chercheur Luc Herregods et son équipe de l'université de Gand qui ont développé un outil informatique « Flowchart préop » [87] pratique à partir de l'étude du KCE (Centre Fédéral d'expertise en soins de santé). Après avoir répondu à 7 questions, le système Flowchart Préop propose la liste des examens préopératoires nécessaires pour le patient considéré.

Ce système qui est destiné aux généralistes et aux spécialistes, présente comme avantage la préparation des examens nécessaires par le patient. Son inconvénient majeur est la prise en charge de seulement les patients dont l'âge dépasse 16 ans (le cas des enfants n'est pas traité par le programme). Ce système ne traite pas non plus les cas des patients nécessitant une chirurgie cardio thoracique. Et enfin, il ne traite que les patients de classe ASA1, 2 et 3 (4 et 5 ne font pas partie du programme).

En Floride, un récent travail a été effectué par un groupe de médecins anesthésistes dans le but de prédire dans quels cas chirurgicaux devrait-on déclencher une demande pour une consultation préopératoire **red** ??? [bb]. Ce travail a été réalisé en utilisant une base de données de 9860 patients ayant déjà subi une intervention chirurgicale et une consultation pré-anesthésique entre le 01 janvier et le 30 juin

2010. Plusieurs techniques de classification ainsi que le vote majoritaire ont été utilisées dans ce travail, i.e. les réseaux de neurones, les arbres de décision, les forêts aléatoires, les fonctions à base radiales ainsi que la technique, ainsi que les naïves bayésiennes.

Les différents descripteurs utilisés pour chaque patient sont : le statut du patient (si le patient est hospitalisé ou non, s'il a déjà subi une intervention chirurgicale, et si cette dernière a été réussie ou nécessite une autre chirurgie), le nom du chirurgien, le nom de l'anesthésiste, le code du dossier de patient primaire et secondaire, le jour de la semaine, le temps estimé de la chirurgie, et l'âge du patient. Un bon taux de classification a été obtenu par les différentes techniques, les résultats sont comme suit : 94.3% pour les réseaux de neurones, 92.5% pour les arbres de décision, 93.5% pour les forêts aléatoires, 93.90% pour les fonctions à base radiale, 93% pour les naïves bayésiennes et 94.70% obtenu avec le système du vote majoritaire.

Ce travail présente deux inconvénients : d'un côté il n'offre pas une aide au diagnostic au médecin anesthésiste réanimateur. D'un autre côté, il reste peu fiable et très discutable puisque le taux de mortalité lié à l'anesthésie a considérablement chuté ces dernières années en effectuant la consultation d'anesthésie. En effet, nous pensons que cette dernière reste obligatoire pour n'importe quel patient et n'importe quelle chirurgie. C'est pour cette raison que dans cette thèse une automatisation de la consultation d'anesthésie a été proposée en utilisant différentes techniques d'intelligence artificielle.

Les différentes approches utilisées dans cette thèse ont pour but d'aider les MARs dans la consultation d'anesthésie, se basent sur l'intelligence artificielle impliquant les MLP, les SVM, Kppv, RBF, et les DT. Les capacités d'apprentissage, d'adaptation et de généralisation des techniques de classification vue précédemment nous ont conduit à les tester sur notre nouvelle base de données. Le bon fonctionnement des classifieurs dépend en grande partie de la robustesse de la base de données d'apprentissage. Si les données ne sont pas séparables, il sera impossible au classifieur de trancher en faveur d'une ou l'autre classe. Le but de notre système est de s'approcher

le plus possible de l'avis du MAR. La base de données d'entraînement devait donc être fidèle aux données auxquelles les MARs seraient confrontées lors de l'utilisation du système.

Pour la réalisation d'un système d'aide au diagnostic médical, l'application d'une ou plusieurs techniques de classification est obligatoire. Pour cela nous étions obligés de collecter notre propre BDD, et cela s'explique par l'indisponibilité d'une base de données anesthésique standardisé contenant les différents paramètres déjà discutés avec les MARs dans la littérature scientifique. La BDD a été réalisée en collaboration avec ces médecins. Actuellement elle contient les données de 1200 patients. Les sujets d'études qui ont fait l'objet de notre BDD ont été sélectionnés de différents endroits (C.H.U Dr Tidjani Damardji de Tlemcen, Hôpital de Canastel Oran, Clinique Hammou Boutelilis ex Couniot d'Oran, clinique Nour Oran, Clinique Lazouni Tlemcen, Clinique Grand Bassin Tlemcen, Clinique Les Dahlias).

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté différentes approches de classification choisies à savoir les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support, les arbres de décision, les K- plus proche voisins ainsi que la méthode des fonctions à base radiale.

Nous notons que dans la littérature scientifique, le nombre de travaux qui propose une aide aux médecins anesthésiste réanimateurs dans la consultation d'anesthésie est réduit. Pour cette raison nous avons proposé notre prototype qui utilise une nouvelle base de données pour détecter l'état physique du patient en premier lieu, vérifier s'il sera accepté ou refusé pour la chirurgie, détecter la meilleure technique d'anesthésie et finalement la nature de l'intubation chez le patient.

Dans le chapitre suivant, nous montrerons l'intérêt de notre base de données anesthésiques récoltée au près des différentes MARs exerçant dans les structures chirurgicales que nous avons sollicitées.

Chapitre 3

Base de données réalisée

1 Introduction

De manière générale, les bases de données intègrent un ensemble d'informations provenant de différentes sources, et qui sont dans la plupart des cas réparties et hétérogènes. Ces sources de données permettent de fournir une vue globale de l'information aux analystes et aux experts de domaines différents. Dans le domaine médical, les spécialistes font appel aux bases de données pour diverses raisons. En effet, elles peuvent être utilisées à des fins statistiques ou pour conforter un diagnostic existant. Les applications d'aide à la décision médicale utilisent généralement le traitement analytique en ligne, ou OLAP (On-Line Analytical Processing ou Analyse en ligne) dans le but d'obtenir des rapports de synthèses permettant de fournir des décisions médicales correctes et efficaces.

La construction et la mise en œuvre d'une base de données représentent une tâche complexe composée de plusieurs étapes. La première consiste à analyser des sources de données et à identifier les besoins des utilisateurs, qui sont les MARs dans notre cas. La deuxième correspond à l'organisation des données à l'intérieur de la BDD, exemple chaque sous base de données a ses propres descripteurs. Finalement, la troisième tâche consiste à établir divers outils d'interrogation (d'analyse, de fouille de données ou d'interrogation). Chaque étape présente des problématiques spécifiques.

Notre travail se focalise principalement sur la collecte, le choix, ainsi que le regroupement des données dans une base de données, dans le but de pouvoir appliquer des techniques intelligentes afin d'aider les MARs dans la consultation d'anesthésie.

La recherche en médecine utilise le plus souvent les méthodes quantitatives. La question du recueil des données est donc centrale. Dans ce chapitre, nous présentons en premier lieu une introduction des bases de données dans le milieu médical, ensuite la construction et la réalisation de notre propre base de données, ainsi que les différents paramètres qui la caractérisent.

2 Définition d'une base de données

Une Base de Données (BDD) est une entité dans laquelle il est possible de stocker des données de façon structurée, et avec le moins de redondance possible. Ces données doivent pouvoir être utilisées par des programmes ou des utilisateurs, comme les experts de la santé. Ainsi, la notion de base de données est généralement couplée à celle de réseau, afin de pouvoir mettre en commun ces informations, d'où le nom de base. Nous notons également que la notion de système d'information désigne généralement toute structure regroupant les moyens mis en place pour pouvoir partager des données.

Une base de données permet de mettre des données à la disposition des utilisateurs finaux pour une consultation, une saisie ou bien une mise à jour tout en s'assurant des droits accordés à ces derniers. Cela est d'autant plus utile que les données informatiques sont de plus en plus nombreuses.

Une base de données peut être locale, c'est-à-dire utilisable par un utilisateur sur une machine sur place, mais elle peut aussi être répartie et cela dans le cas où les informations sont stockées sur des machines distantes et accessibles par un réseau. L'avantage majeur de l'utilisation d'une base de données est son accessibilité à plusieurs utilisateurs simultanément.

Rappelons que dans ce travail de thèse notre but est de développer un outil intelligent capable d'aider les médecins anesthésistes réanimateurs dans la consultation d'anesthésie. Cet outil sera validé et évalué à partir de la BDD construite.

3 Description de la base de données

Notre base de données (BDD) a été réalisée en collaboration avec plusieurs médecins anesthésistes (MARs) et cela pendant leurs consultations d'anesthésie. Cette base contient actuellement les données de 1200 patients. La chronologie de la collecte des données est illustrée dans le tableau ci-dessous 3.1. Cette collecte de données

a été faite sur une période de deux années. Les histogrammes suivants (Figure 3.1, 3.2, 3.3) montrent la répartition des patients selon le sexe, l'âge, ainsi que les wilayas algériennes.

	Nombre de patients
Février 2011	0
Septembre 2011	600
Janvier 2012	720
Octobre 2012	898
Février 2013	1200

TABLE 3.1 – Evolution de la collecte de la base de données

Notre objectif principal dans cette tâche de collecte de données est de pouvoir compter sur la coopération de plusieurs MARs, et cela afin d'élargir notre BDD. Nous comptons poursuivre cette opération de collecte de données dans le futur afin de réaliser une BDD aussi riche que variée.

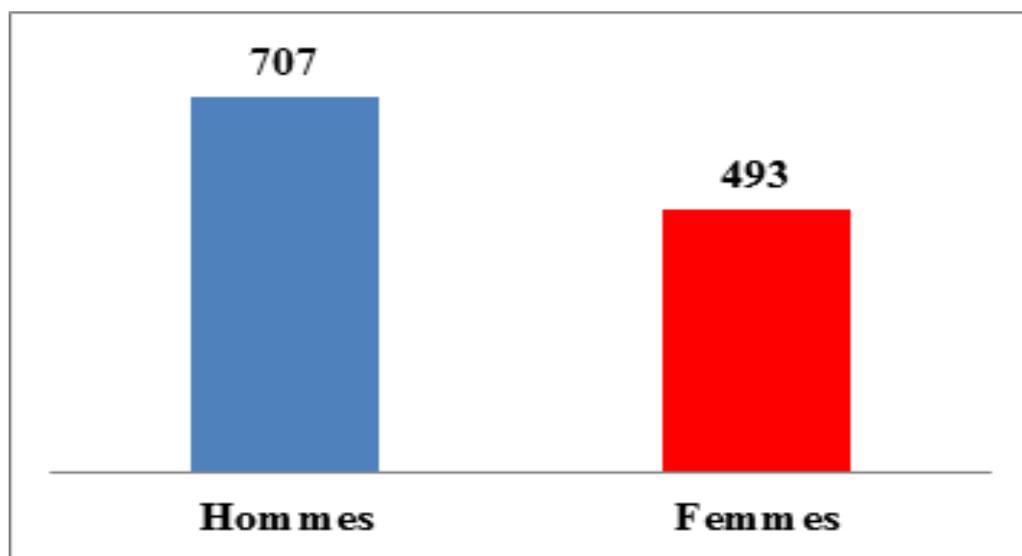


FIGURE 3.1 – Répartition de la base de données selon le sexe

La Figure 3.1 montre les proportions des patients de sexe féminins et masculins représentées dans notre base de données collectée.

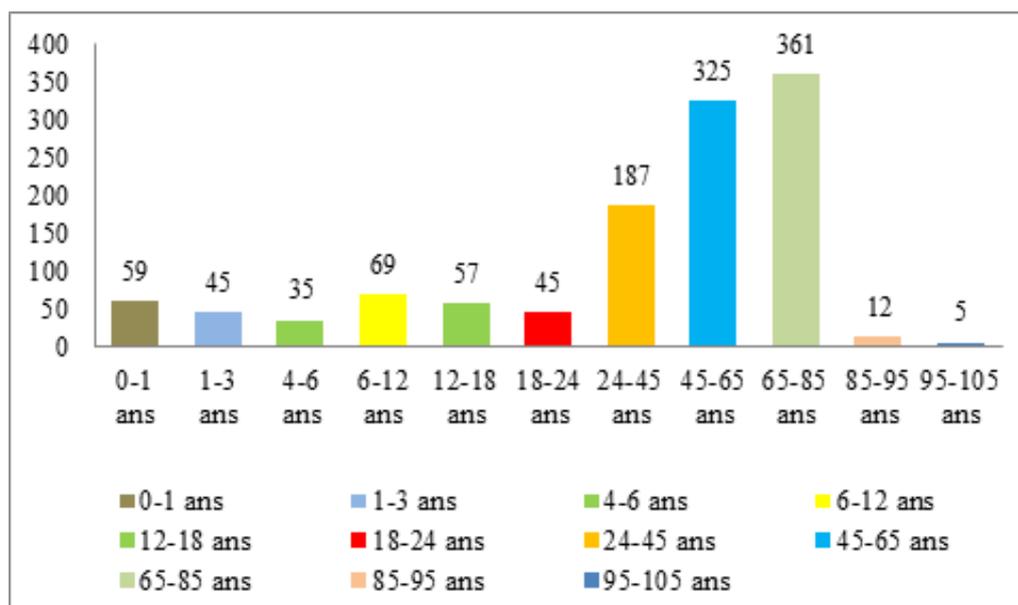


FIGURE 3.2 – Répartition de notre base de données selon l'âge

La Figure 3.2 montre clairement que presque toutes les catégories d'âges ont été représentées dans notre base de données.

Une représentation selon la carte géographique de l'Algérie est illustrée sur les figures ci-dessous (Figure 3.3 et Figure 3.4). Elles montrent que les patients collectés dans notre base de données sont de régions différentes (ouest, centre, sud, et nord). Notons quand même que le nombre de patients collecté dans la partie Est du pays n'est pas significatif (07 patients de Biskra, 05 de Annaba, et 04 de Tébessa) ce qui représente 1.33% de la totalité de notre BDD. La bonne répartition des données prouve une robustesse ainsi qu'une cohérence de notre BDD. Car en effet, nous pouvons trouver des maladies dans une région qui n'existe pas dans d'autres, comme par exemple le Trachome qui est l'une des maladies infectieuses les plus anciennement connues dans le monde. Cette maladie ophtalmique évolue en l'absence de traitement vers des lésions cornéennes irréversibles pouvant mener à la cécité. Cette Maladiese trouve notamment dans le sud algérien. Nous pouvons constater également que le nombre de patients présentant un problème pulmonaire peut changer d'une région à une autre. Cela est dû au fait que les virus et les bactéries, les polluants atmosphériques, ainsi que les polluants industriels changent d'une région à une autre. Nous avons aussi noté, lors de cette collecte de données que le nombre de patients diabétiques et/ou hypertendus peut changer d'une région à une autre.

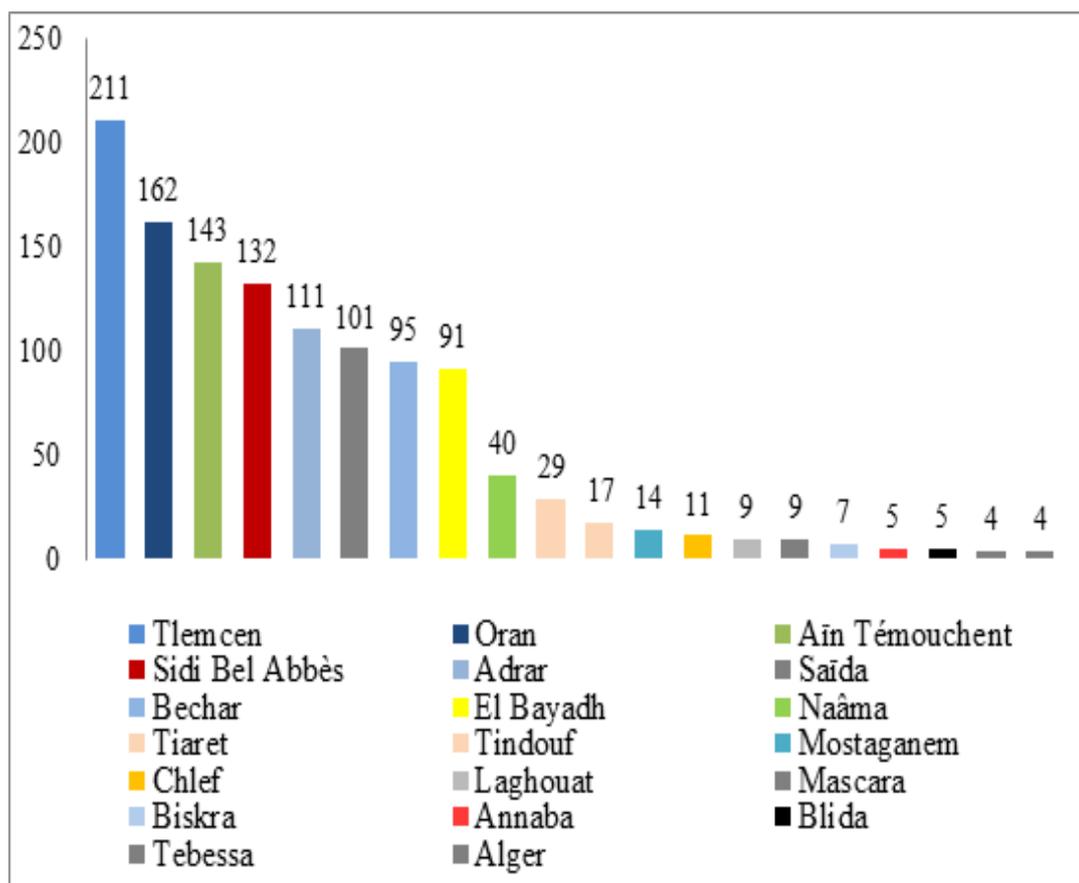


FIGURE 3.3 – Répartition de notre base de données selon les wilayas



FIGURE 3.4 – Répartition des patients selon la carte géographique d’Algérie

Les sujets d'études qui ont été retenus dans notre BDD ont été sélectionnés de différents endroits de l'ouest algérien (C.H.U Dr Tidjani Damardji de Tlemcen, Hôpital de Canastel Oran, Clinique Hammou Boutelilis ex Couniot d'Oran, clinique Nour Oran, Clinique Lazouni Tlemcen, Clinique Grand Bassin Tlemcen, Clinique Les Dahlias). La représentation graphique dans la Figure 3.5, montre le nombre de patients collecté dans chaque structure.

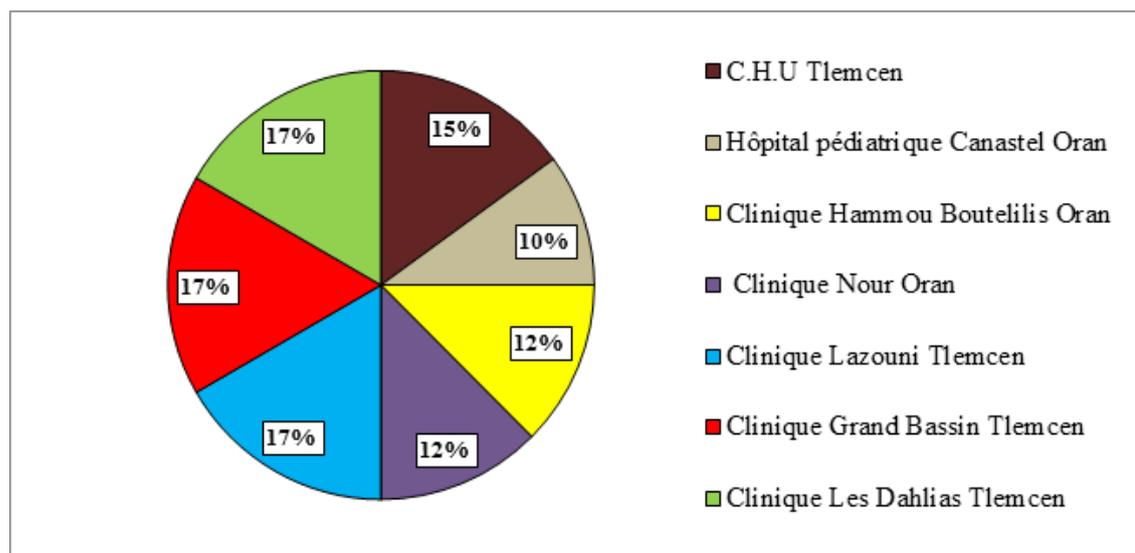


FIGURE 3.5 – Répartition des patients sélectionnés selon les structures

Notre initiative pour réaliser cette base de données locale s'explique par l'indisponibilité d'une BDD standard et universelle contenant les différents paramètres déjà discutés avec les médecins concernés. C'est pour cette raison que nous nous sommes retrouvés dans l'obligation de collecter et préparer notre propre base de données.

Nous avons vu dans le premier chapitre de ce manuscrit que le but du médecin anesthésiste réanimateur dans la consultation d'anesthésie est de détecter le score American Society of Anesthetist (ASA score), qui est un paramètre prédictif du risque opératoire, de décider si le patient sera accepté, refusé ou reporté pour une intervention chirurgicale, de prévoir la meilleure technique d'anesthésie (Anesthésie Générale, Anesthésie Locale), et aussi d'élaborer la nature de l'intubation du patient (facile ou difficile). Pour atteindre cet objectif, nous avons divisé notre base

de données en quatre sous bases (SB1, SB2, SB3, et SB4) afin que chacune d'entre elles réalise une tâche bien déterminée.

3.1 Première sous base (SB1)

La première partie de notre travail est réalisée avec la première sous base SB1, son rôle est de détecter le score ASA du patient. Cette dernière est caractérisée par 18 paramètres présentés dans le tableau 3.2.

Le score American Society of Anesthetist ASA, ou Physicalstatus score, a été développé en 1963 par la société américaine des anesthésistes, "American Society of Anesthetist". Il est utilisé en médecine pour exprimer l'état de santé préopératoire d'un patient. Puisque ce score est un paramètre prédictif de la mortalité périopératoire globale, les MAR's l'utilisent afin de quantifier le risque opératoire [88].

Les patients sont classés en six catégories, dans un ordre croissant du risque opératoire, de classe 1 à la classe 5 comme suit : [89]

- ASA1 : Patient ne souffrant d'aucune pathologie autre que celle qui nécessite l'intervention projetée.
- ASA2 : Patient souffrant d'une perturbation modérée d'une grande fonction.
- ASA3 : Patient souffrant d'une perturbation grave d'une grande fonction.
- ASA4 : Risque vital imminent.
- ASA5 : Patient moribond.
- ASA6 : Cette classe a été ajoutée récemment, elle concerne les patients déclarés en état de mort cérébrale dont on prélève les organes pour greffe.

Dans le cas d'une urgence de chirurgie, la classification de l'état physique est suivie par "E" qui veut dire (Emergency), par exemple «3E» : patient classé en score ASA3 et l'intervention doit se faire en urgence.

Les MAR's utilisent l'échelle ASA dans le but d'indiquer l'état physique général

du patient, alors que les hôpitaux, les cabinets d'avocats, et d'autres groupes de soins de santé l'utilisent comme une échelle pour prédire le risque, [90] et donc de décider si le patient doit avoir - ou aurait dû avoir une intervention chirurgicale. [91]

Historique de la classification ASA : Entre 1940 et 1941, la société Américaine des anesthésistes a demandé à un comité de trois médecins (Meyer Saklad, Emery Rovenstine, et Ivan Taylor) d'étudier, d'examiner, d'expérimenter et de mettre au point un système de collecte et de compilation des données statistiques en anesthésie qui pourrait être applicable en toutes circonstances dans le but de quantifier le risque opératoire. [92].

Après un effort considérable, la mission de ces trois médecins a échoué, car ils ont considéré qu'il était impossible de concevoir un système capable de quantifier le risque opératoire. [93]

Ils ont quand même décrit une échelle de six points, allant d'un patient en bonne santé (classe 1) à celui souffrant d'un trouble systémique extrême présentant une menace imminente à la vie (classe 6). Cette quantification en termes d'échelles se rapproche beaucoup de la classification ASA d'aujourd'hui 1-4. Les travaux relatifs à la classification ASA actuelle ont d'abord été publiés en 1963. [92, 94]

Notons qu'au moment de la publication en 1963 de cette classification, deux modifications ont été apportées. Tout d'abord, les classes précédentes 5 et 6 ont été enlevées et une nouvelle classe a été ajoutée pour les patients moribonds. Le deuxième changement concerne l'ajout de la lettre "E" (Emergency) pour les situations d'urgence. [88, 95]

La sixième classe est maintenant utilisée pour les donneurs d'organes de mort encéphalique déclarés. Saklad [88, 95] a donné des exemples de chaque catégorie de patients dans le but d'encourager l'uniformité. Malheureusement, l'ASA n'a pas décrit plus tard chaque catégorie avec des exemples de patients et donc en fait a augmenté la confusion.

Limitations et modification proposées : Comme chaque classification, celle du score ASA des limitations. En effet, il n'y a aucune information supplémentaire qui peut être utile pour mieux définir les catégories ASA. Il est donc logique de s'attendre au futur à l'ajout d'une classe manquante entre ASA 2 et 3 pour une maladie systémique qui n'est ni douce ni sévère, mais qui est plutôt de nature modérée. Il n'est également pas clair quelle sera la classification ASA d'un patient qui souffre simultanément de deux, trois ou plusieurs maladies systémiques (qui peuvent être de gravité différente). Un groupe de MARs le classe comme étant ASA2 et d'autres groupes comme étant ASA3.

En plus, la classification ASA est limitée et loin d'être parfaite du fait qu'elle ne tient pas compte de quelques catégories de patients comme celles des patients atteints de tumeurs par exemple.

Certains anesthésistes proposent maintenant un modificateur «E» en cas d'urgence, un modificateur «P» pour la grossesse doit être également ajouté au score ASA. [93]

Bien que d'autres systèmes existent comme l'APACHE II (Acute Physiology and ChronicHealth Evaluation II) et l'échelle de Glasgow, qui sont actuellement peu utilisés dans les unités de soins intensifs. Tous les MAR's utilisent le score ASA dans la consultation pré-anesthésique car il offre une idée générale de l'état physique du patient, il est aussi rapide à calculer par rapport aux autres classifications, et facilite la communication entre les chirurgiens, les anesthésistes et les assureurs.

Le tableau suivant 3.2 résume les différents paramètres utilisés dans la première Sous-Base de données SB1 dans le but de détecter automatiquement le score ASA.

La Figure 3.6 montre que les classes ASA5 et 6 n'existent pas dans notre première sous base SB1. Rappelons que les patients ayant un score ASA5 sont des patients moribonds, et que le score ASA 6 concerne les patients déclarés en état de mort cérébrale avec une possibilité de don d'organes pour greffe. D'un autre côté,

Sexe	Homme ou Femme	
Antécédents	Diabète	Un dysfonctionnement du système de régulation de la glycémie, qui peut avoir des causes diverses (sécrétions d'insuline, réponse à l'insuline...)
	Hypertension	L'hypertension artérielle, ou HTA, est définie par une pression artérielle trop élevée.
	Insuffisance respiratoire	L'insuffisance respiratoire (IR) désigne l'incapacité de l'appareil respiratoire à assumer correctement sa fonction, à savoir oxygéner le sang. Elle peut être chronique.
	Insuffisance cardiaque	L'insuffisance cardiaque (IC) correspond à un état dans lequel une anomalie de la fonction cardiaque est responsable de l'incapacité du myocarde à assurer un débit cardiaque suffisant pour couvrir les besoins énergétiques de l'organisme.
Fréquence cardiaque	Fréquence cardiaque 1	Mesure de la fréquence cardiaque à la consultation pré anesthésique
	Fréquence cardiaque 2	Mesure de la fréquence cardiaque à partir de l'électrocardiogramme (ECG)
	Fréquence cardiaque 3	Mesure de la fréquence cardiaque lors de la visite péri-opératoire
Electrocardiogramme (ECG)	Régularité du rythme	Soit le patient a un rythme régulier (sinusal), soit un rythme irrégulier
	Pace maker	C'est un dispositif implanté dans l'organisme délivrant des impulsions électriques au cœur et permettant par exemple d'accélérer ce dernier lorsqu'il est trop lent.
	BAV	Un bloc auriculo-ventriculaire (BAV) est un défaut de transmission de l'influx [96] électrique (ralentissement) entre oreillettes et ventricules du cœur
	HVG	<p>Il désigne une affection cardiaque caractérisée par une augmentation de la masse du muscle du ventricule gauche qui peut avoir deux origines :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Une hypertrophie, aboutissant à l'HVG de type systolique. - Une dilation, aboutissant à l'HVG de type diastolique. <p>Le diagnostic de l'HVG se fait soit par l'échographie cardiaque soit par l'ECG :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Grandes ondes R > 26 mm en V4 V5 V6 - Indice de Sokolow : amplitude de l'onde S en V1 + amplitude de l'onde R en V5 ou V6 > 35 mm [97]
SPO2	C'est la saturation de l'hémoglobine en oxygène par oxymétrie de pouls. Le "sp" signifie saturation pulsée	

Glycémie	<p>C'est la concentration de glucose dans le sang, ou plus exactement dans le plasma sanguin. Elle est mesurée en général en gramme de glucose par litre de sang.</p> <p>En 2000, selon l'American Diabetes Association, les valeurs normales de glycémie sont entre 0.63 et 1.1 $g.l^{-1}$ à jeun et moins de 1.4 $g.l^{-1}$ deux heures après le repas. [98]</p> <p>Si la glycémie est trop élevée, on parle d'hyperglycémie. Si elle est trop basse, on parle d'hypoglycémie.</p> <p>Pour nos patients la mesure de la glycémie se fait à jeun.</p>	
Tension arté	Systole	C'est la pression maximale au moment de la contraction du cœur.
Tension arté	Diastole	C'est la pression minimale au moment du "relâchement" du cœur.
Classes	Score ASA selon le médecin anesthésiste réanimateur.	

TABLE 3.2 – Présentation des descripteurs de la SB1

lors de l'arrivée d'un patient moribond ayant un score ASA5, le MAR n'effectue pas une consultation pré-anesthésique puisqu'il essaye de lui sauver la vie par n'importe quel moyen, ce qui explique l'absence du score ASA5 dans notre base de données. L'absence des patients de score ASA6 se justifie par l'indisponibilité d'une banque de dons d'organes en Algérie.

La Figure 3.6 montre que 347 patients avec un score ASA1 ont été sélectionnés, ce qui représente 28.91% de toute la base de données, 436 patients ont un score ASA2 ce qui représente 36.33%, 318 patients de score ASA3 ce qui représente 26.51% et seulement 99 patients de score ASA4 ce qui représente 8.25% de la totalité de la base. Le nombre de patients dont l'état physique est 4, est vraiment faible par rapport à ceux de l'état physique 1, 2 et 3, car l'état physique 4 représente les patients qui sont soumis à un risque vital imminent.

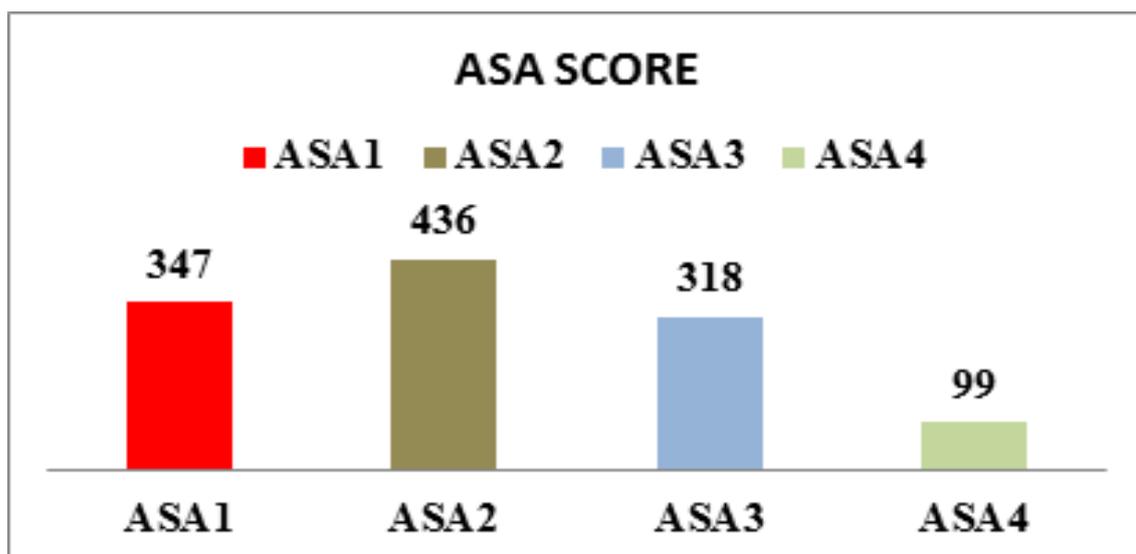


FIGURE 3.6 – Répartition des classes dans SB1

3.2 Deuxième sous base (SB2)

La deuxième partie de notre travail est réalisée avec la seconde sous base de données SB2. Elle a pour objectif de détecter si les patients seront acceptés ou refusés pour l'intervention chirurgicale, c'est-à-dire pratiquer une technique d'anesthésie ou reporter le patient pour une autre séance opératoire. Cette dernière est caractérisée par quatre descripteurs ; le premier est la sortie de la première sous base de données SB1 qui est le score ASA, le deuxième est l'Accident Vasculaire Cérébral (AVC), le troisième paramètre est l'IDM (Infarctus Du Myocarde), et enfin le quatrième paramètre est le Taux de Prothrombine (TP). Ces quatre paramètres seront présentés dans le tableau 3.3.

Score ASA	Sortie de la première sous base (SB1) – Score ASA1 – Score ASA2 – Score ASA3 – Score ASA4
IDM	L'infarctus du myocarde (IDM) est une nécrose ischémique systématisée du muscle cardiaque, le plus souvent due à une thrombose occlusive brutale d'une artère coronaire. Cette occlusion coronaire aiguë par un thrombus survient le plus souvent sur une plaque d'athérome devenue instable à la suite d'une érosion, d'une ulcération, d'une fissuration ou d'une rupture. L'infarctus du myocarde constitue une urgence cardiologique absolue. Sept millions de décès enregistrés par année dans le monde [99, 100], dont 25000 en Algérie, sont d'origine cardiovasculaire. [99]
AVC	L'Accident Vasculaire Cérébral (AVC) est un déficit neurologique soudain d'origine vasculaire causé par un infarctus ou une hémorragie au niveau du cerveau. Il est l'une des principales causes d'incapacité et de handicap dans le monde entier. Cette pathologie est aujourd'hui la 2ème cause de décès et représente 10% des décès au monde. [101] Dans la wilaya de Tlemcen, on estime entre 1500 à 2000 nouveaux cas par an. [102]
TP%	Le taux de prothrombine (TP) ou le temps de Quick est un test de laboratoire utilisé pour évaluer la coagulation sanguine c'est à dire le temps de coagulation d'un plasma citraté (traité dans certaines conditions), [103] Il en explore la voie extrinsèque impliquant les facteurs de coagulation suivants (appelés complexe prothrombinique) : facteur I (fibrinogène), facteur II, facteur V, facteur VII et facteur X. Dans la pratique médicale, l'INR (International Normalized Ratio), dérivé du taux de prothrombine, est souvent utilisé, en particulier pour adapter les doses d'antivitamine K. Le TP est en particulier fait avant toute chirurgie ou acte comportant un risque d'hémorragie. Ca valeur normale est comprise entre 70 et 100% c'est à dire un INR=1.
Classes	Patient accepté ou refusé pour la chirurgie

TABLE 3.3 – Présentation des descripteurs de la SB2

Le premier descripteur de la deuxième sous base de données SB2 est le « score ASA ». Il peut avoir comme valeur 1, 2, 3 et 4 selon le score ASA du patient.

Si le patient a présenté un IDM récent et / ou un AVC (moins de six mois) le patient est directement refusé ou reporté pour une autre séance opératoire.

Le deuxième et le troisième descripteurs peuvent prendre trois valeurs différentes :

- **Valeur 0** : les patients qui n'ont jamais présenté un AVC et / ou un IDM.
- **Valeur 1** : les patients qui ont présenté un AVC et / ou IDM depuis six mois au minimum.
- **Valeur 2** : les patients qui ont présenté un AVC et / ou IDM moins de six mois.

Le dernier descripteur représente le taux de Prothrombine (TP), ce dernier est exprimé en (%). S'il est $< 70\%$ cela veut dire que le patient a un problème au niveau de la coagulation du sang, c'est à dire que l'intervention chirurgicale comporte un risque d'hémorragie, et c'est pour cette raison que le MAR peut le refuser, le reporter pour une autre séance opératoire, ou programmer le patient tout en prenant des précaution (transfusion, préparation de la vitamine K) si le patient a un risque imminent et nécessite une intervention.

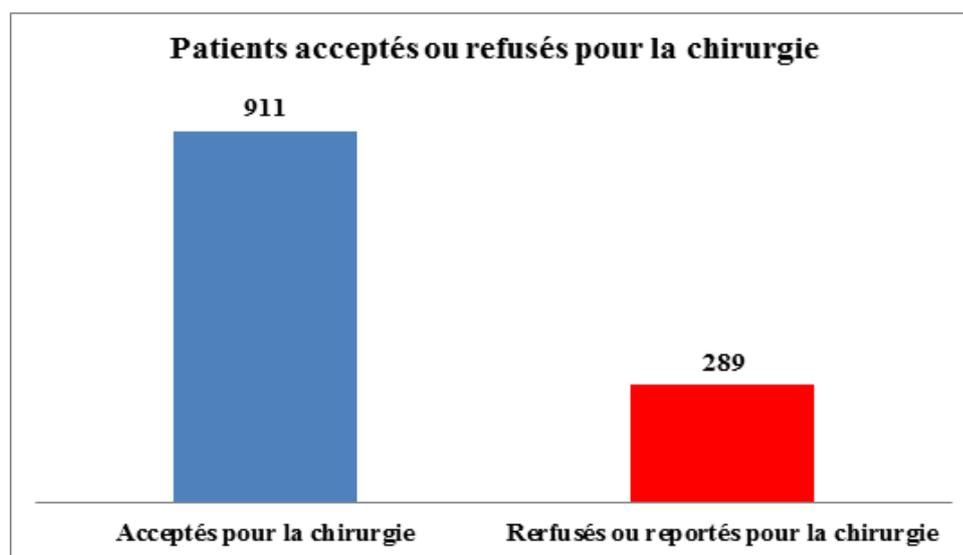


FIGURE 3.7 – Répartition des classes dans SB2

La Figure 3.7 montre que sur les 1200 patients collectés sur notre base de données, 911 patients ont été acceptés ce qui représente 75.91% et 289 patients ont été refusés pour la chirurgie ce qui représente 24.08%.

3.3 Troisième sous base (SB3)

La troisième partie de notre travail est réalisée avec la troisième sous base de données SB3. Ce sous-ensemble a pour objectif de détecter la meilleure technique d'anesthésie pour le patient, c'est à dire celle qui offre le plus de sécurité durant l'intervention chirurgicale, à savoir l'Anesthésie Locale (AL), ou Générale (AG).

Si les patients sont acceptés pour l'intervention chirurgicale, la SB3 va être activée afin de proposer la meilleure technique d'anesthésie au patient. Cette sous base est caractérisée par quatre descripteurs. Le premier représente l'âge du patient, celui-ci est récupéré à partir de la première sous base de données SB1. Le deuxième représente l'état du patient. Le troisième paramètre est l'Indice de Masse Corporelle (IMC) connu sous le nom de BMI (Body Mass Index). Le quatrième paramètre est le type d'intervention à pratiquer. Ces quatre paramètres seront présentés dans le tableau 3.4.

AGE	<ul style="list-style-type: none"> - Nouveau-né : 0-1 mois - Nourrisson : 1 mois-02 ans - Jeune enfant : 3-6 ans - Enfant : 7-12 ans - Adolescent : 13-18 ans - Adulte : 19-65 ans - Vieux : 66-85 ans - ++ vieux : >85 ans
Etat de patient	<ul style="list-style-type: none"> - Normale - Malade mental - Hyper stressé - Patient trisomique (mongolien)

BMI(kg/m2)	<p>L'IMC ou le BMI est indicateur utilisé par les médecins dans le but d'évaluer les risques pour la santé liés au surpoids. En effet, le poids seul ne suffit pas à diagnostiquer une obésité ou un surpoids : ce n'est pas la même chose que de faire 90 kilos si l'on fait 1m 50 ou 1m 90. Le BMI est lui calculé en divisant le poids par la taille au carré. Grâce à des études, des seuils ont ensuite été établis pour évaluer les zones à risque, notamment de maladies cardiovasculaires.</p> <p>L'IMC est une méthode fiable pour quand elle est appliquée aux adultes de 20 à 65 ans, mais ne peut pas être utilisée telle quelle pour les femmes enceintes ou qui allaitent, les athlètes d'endurance ou les personnes très musclées.</p> <ul style="list-style-type: none"> - IMC<=18.5 "Insuffisance pondérale" - IMC= 18.5-24.9 "Poids normal" - IMC = 25-29.9 "Surpoids" - IMC>= 30 "obésité"
Type d'intervention chirurgicale	<p>Il existe trois grandes familles :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Intervention à faible risque : intervention de routine – peu risqué - Intervention à risque moyen : intervention abdominale / thoracique élective, perte de sang estimée > 20%. - Intervention à haut risque : intervention d'urgence abdominale thoracique, intervention élective de deux cavités, perte de sang estimée > 30-40% <p>Dans notre sous base de données, il existe plusieurs types d'intervention chirurgicale, nous pouvons en énumérer les suivant (1) Le Septoplastie chez l'adulte, (2) L'Adénoïdectomie, (3) L'Amygdalectomie, (3)La Réduction de fracture des OS propres du nez, (4) La Pose d'aérateurs transtympaniques, (5) L'Otoplastie, (6) La Meatotomie moyenne du sinus, (6) la Biopsies et ablation des kystes, (7) La Dacryocystite, (7)Le Strabisme, (8) La Cataracte extra capsulaire, (9) La Cataracte avec phaco-emulsification, (10) Le Glaucome, (11)La chalazion, (12) greffe de la cornée, (13)Le Ptérygion, , (14) Le Sondage voies lacrymales, etc.</p>
Classes	Anesthésie générale ou Anesthésie locale

TABLE 3.4 – Présentation des descripteurs de la SB3

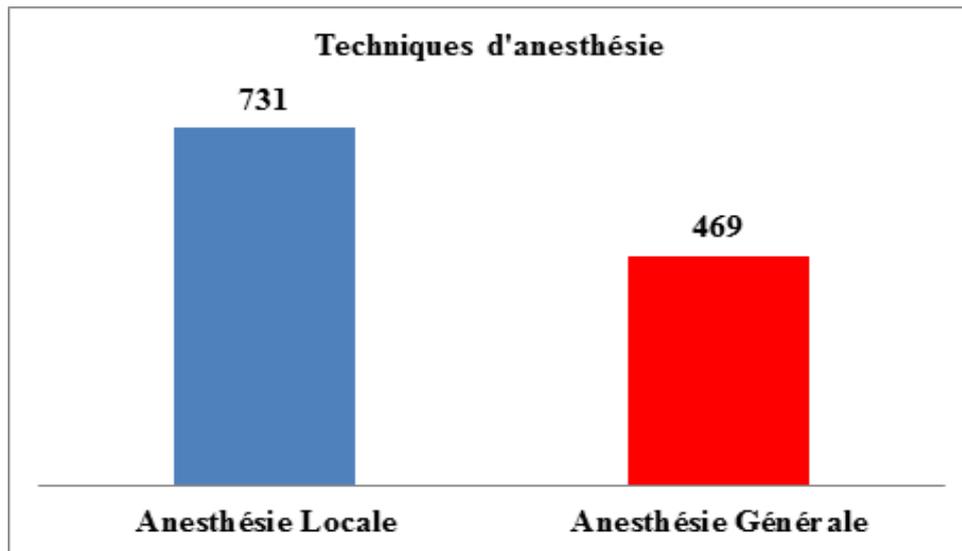


FIGURE 3.8 – Répartition des classes dans SB3

La Figure 3.8 montre bien qu’au niveau de la consultation d’anesthésie, les MAR choisissent généralement l’anesthésie locale comme étant la meilleure technique d’anesthésie pour 731 patients / 1200.

3.4 Quatrième sous base (SB4)

L’objectif de la quatrième partie de notre travail de recherche est de détecter la nature de l’intubation trachéale des patients afin d’identifier si elle est facile ou difficile. Cette tâche est réalisée avec la quatrième sous base SB4. Cependant, avant de présenter les différents descripteurs de la SB4, il nous semble nécessaire de définir l’intubation trachéale ainsi que ces deux types (facile ou difficile).

L’intubation Trachéale (IT) est une étape très importante dans le domaine d’anesthésie [104]. Elle est effectuée par un MAR ou un technicien anesthésiste. Le but de cette opération est de réaliser le cathétérisme de l’orifice glottique et de la trachée par une sonde semi-rigide appelée sonde d’intubation. L’IT est un geste courant, en règle générale, facile et rapide. Elle peut être rendue difficile dans certaines circonstances pathologiques. Cette opération permet une ventilation contrôlée et facilite l’aspiration trachéo-bronchique. Le MAR essaye de dépister lors de la consultation pré-anesthésique l’intubation difficile afin d’adapter le matériel néces-

saire.

La technique de base de l'intubation trachéale est la laryngoscopie voir Figure 3.9. Elle est réalisée par l'exposition et l'examen direct du larynx dans le but d'introduire une sonde dans la trachée au travers de la glotte c'est-à-dire offrir au patient une source d'oxygène.

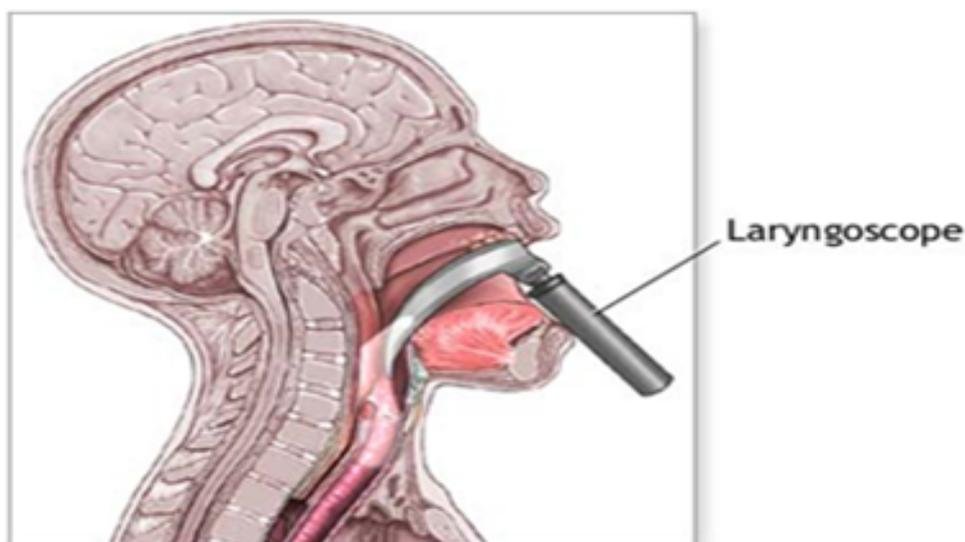


FIGURE 3.9 – La laryngoscopie

L'intubation est dite difficile, lorsque le MAR est dans une situation de crise dans laquelle la vie du patient est en danger, elle représente 0.5 à 2% des cas.

Afin de pouvoir détecter si l'intubation chez le patient est difficile, le MAR doit étudier et vérifier plusieurs paramètres : la classification de Mallampati, la distance thyro-mentonnière, la distance Sternomentale, la mesure de l'ouverture de la bouche, les antécédents d'intubation difficile ainsi que la dentition du patient. Ces paramètres sont utilisés comme descripteurs dans notre quatrième sous base de données SB4.

La classification de Mallampati	<p>En 1985 Mallampati et al. [105] ont développé un système de quatre grades de vue du larynx. Actuellement ce système est utilisé par tous les MARs dans la consultation d'anesthésie, afin de prévoir la difficulté d'une IT. Le MAR peut la déterminer en observant l'anatomie de la cavité orale.</p> <ul style="list-style-type: none"> – Mallampati 1 : la luette, voile du palais, et piliers du voile sont visibles. – Mallampati 2 : La pointe de la luette est masquée par la base de la langue. – Mallampati 3 : Seulement la voile du palais est visible – Mallampati 4 : Seulement le palais osseux est visible <p>La Figure 3.10 montre les différentes classes de Mallampati, les classes 1 et 2 présagent d'une IT à priori facile, les classes 3 et 4 d'une IT difficile</p>
Ouverture de la bouche	<p>Lors de la consultation pré-anesthésique le médecin anesthésiste réanimateur demande au patient d'ouvrir sa bouche dans le but de mesurer la distance entre les deux lèvres. Cette mesure est faite en millimètre elle a pour objectif de voir ce que le MAR peut utiliser le laryngoscope ou pas.</p>
Distance thyro-mentonnière	<p>C'est la distance entre le cartilage thyroïdien et le menton. Cette mesure est faite dans le but de détecter si le patient a un cou long ou court. Une forte probabilité d'une intubation difficile est envisagée pour les patients qui ont un cou court.</p>
Distance Sterno-mental	<p>Le MAR demande au patient d'étendre la tête et le cou au maximum tout en fermant la bouche. Cette mesure se fait entre la bordure supérieure du manubrium et la pointe de la mandibule. Si cette distance est inférieure à 12.5 cm, l'IT peut être difficile. Voir Figure 3.11.</p>
Antécédent d'intubation difficile	<p>On pose la question au patient s'il a déjà subi une intervention chirurgicale sous anesthésie générale auparavant, et si le MAR a trouvé des difficultés d'intubation lors de l'intervention.</p>
Dentition du patient	<p>La vérification de la dentition du patient est une étape très importante lors de la consultation d'anesthésie. Pour cela le MAR vérifie si le patient a une bonne dentition, mauvaise dentition, édenté, ou s'il porte un dentier supérieur et/ou inférieur.</p>
Classes	<p>Intubation facile ou Intubation difficile</p>

TABLE 3.5 – Présentation des descripteurs de la SB4

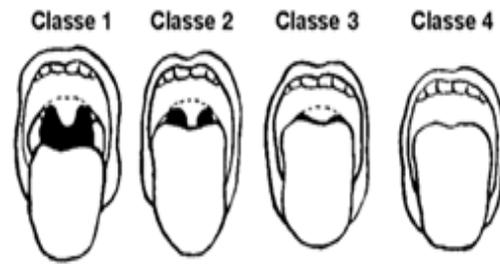


FIGURE 3.10 – Classes de Mallampati

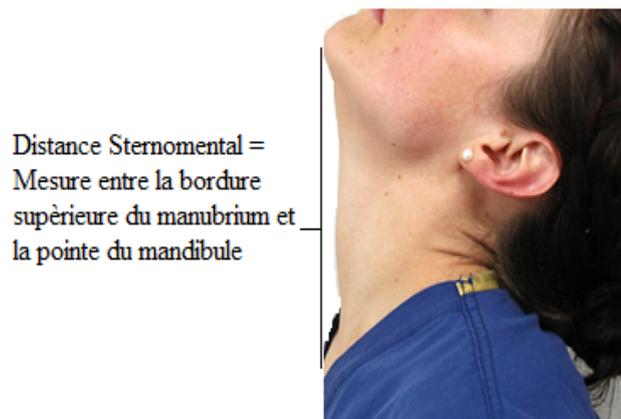


FIGURE 3.11 – Distance sternomentale

La Figure 3.12 montre que sur les 1200 patients collectés, la nature de l'intubation trachéale de 1002 patients a été identifiée comme intubation facile, ce qui représente 83.50% et 198 patients ont une intubation difficile ce qui représente 16.50%.

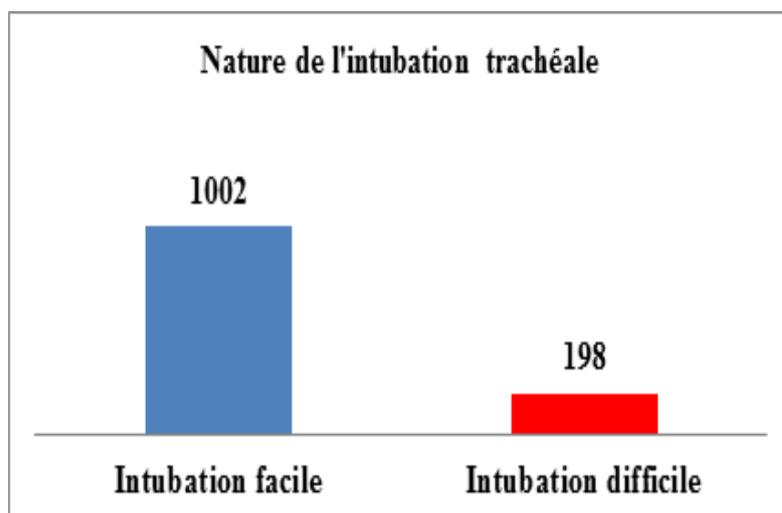


FIGURE 3.12 – Répartition des classes dans SB4

Avant de conclure ce chapitre, il nous semble évident de préciser qu'une description générale de notre base de données est disponible sur le site web suivant : www.anesthetic-data.com. Ce dernier permet aux différents chercheurs de la télécharger dans le but de la création d'un benchmarking dans ce nouveau domaine d'un côté, et de l'utilisation de cette base dans un autre domaine d'un autre côté. La Figure 3.13 concerne le site web créé.



FIGURE 3.13 – Présentation de la page web

4 Conclusion

Ce chapitre concerne la description de notre nouvelle base de données composée de 1200 patients. Chaque patient dans cette base de données est représenté par 30 descripteurs et peut appartenir à 10 classes différentes. L'objectif principal de cette collecte de données a été de proposer un benchmark universel pour valider les approches d'aide au diagnostic.

Nous avons rencontrés de nombreuses difficultés sur le terrain lors de la collecte des données ce qui nous a empêché de construire une base de données plus volumineuse.

Néanmoins, nous avons hébergé cette base sur notre site web www.anesthetic-

data.com pour que les autres chercheurs puissent l'utiliser pour valider leur approche.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons tout d'abord le fonctionnement de notre prototype dans des scénarios différents. Nous décrirons ensuite les différentes techniques de classifications utilisées dans le cadre de cette thèse.

Chapitre 4

Prototype réalisé et techniques de classification utilisées

1 Introduction

Dans le domaine médical, les systèmes d'aide au diagnostic sont omniprésents, leur objectif est de reconnaître différents types de pathologies (classes) d'un patient donné.

L'introduction des techniques numériques dans le milieu médical a permis d'utiliser des méthodes de classification pour détecter les différentes pathologies, et cela afin d'aider les médecins dans leurs routines médicales. Cependant, très peu de méthodes de classification utilisant l'approche d'aide à la décision ont été appliquées dans le domaine d'anesthésie. C'est pour cela que nous avons proposé dans ce travail de développer et d'implémenter un nouveau système capable de fournir une aide aux MARs dans la consultation d'anesthésie. Ce système d'aide au diagnostic en anesthésie passe par quatre phases. Le rôle de la première est de détecter un premier paramètre prédictif du risque opératoire qui est le score ASA (American Society of Anesthetist) du patient. L'objectif de la seconde phase est de décider si le patient sera accepté, refusé ou reporté pour une intervention chirurgicale. Quant à la troisième phase, elle prévoit la meilleure technique d'anesthésie (anesthésie générale, anesthésie locale) à appliquer. Finalement la quatrième phase a pour but d'élaborer la nature de l'intubation du patient (facile ou difficile). Ces quatre phases sont les étapes primordiales dans la consultation d'anesthésie.

Dans la littérature, plusieurs techniques de classification sont appliquées dans le domaine médical. Chacune est basée sur un principe donné. Dans ce chapitre, nous présenterons essentiellement le prototype que nous proposons, nous développerons ensuite ces différents blocs en soulignant certains de ces avantages et inconvénients.

2 Prototype proposé

Rappelons que l'objectif principal de cette thèse est de fournir une aide aux MARs en quatre phases. Pour atteindre cet objectif, nous avons divisé notre base de données en quatre sous bases (SB1, SB2, SB3, et SB4) et que chacune d'entre elles réalise une phase parmi les quatre vues précédemment.

C'est pour cela que nous avons divisé notre prototype en quatre blocs que nous

appelons Frameworks : (FRAMEWORK1, 2, 3, et 4). Chaque FRAMEWORK se compose de trois unités (Data collection, Training / Test Module, et le Majority voting Module) comme le montre la Figure 4.1.

- **Data collection** : Cette unité est représentée par l’une des sous bases de données : le FRAMEWORK1 contient la sous base1 (SB1), le FRAMEWORK2 contient la sous base2 (SB2), le FRAMEWORK3 contient la sous base (SB3), et le FRAMEWORK4 contient la sous base4 (SB4).
- **Training / Test Module** : Ce module se compose de cinq différentes techniques de classification (MLP, DT, KNN, RBF, et C4.5). Chacune est appliquée à une sous base de données dans chaque FRAMEWORK. Le principe théorique de chaque technique de classification sera présenté dans la partie suivante (Panorama des méthodes de classification utilisées)
- **Majority voting module** : Il est alors nécessaire de définir des règles d’affectation particulières, sous la forme de vote. On considère que les affectations obtenues à partir de chaque classifieurs sont des votes. L’observation est classée comme appartenant à la classe donnant le maximum de votes en sa faveur.

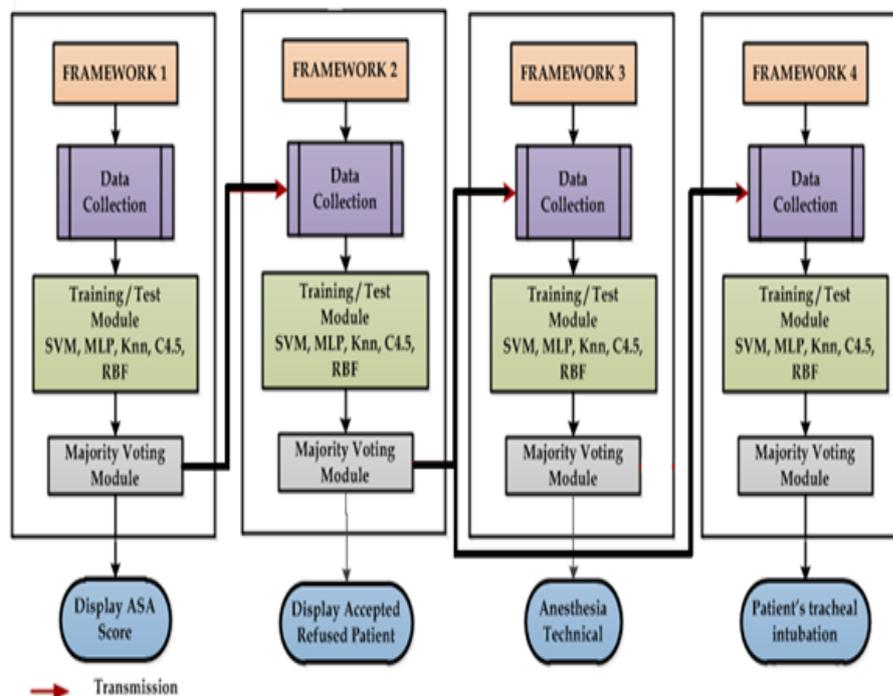


FIGURE 4.1 – Schéma bloc du prototype proposé

3 Principe de fonctionnement du prototype

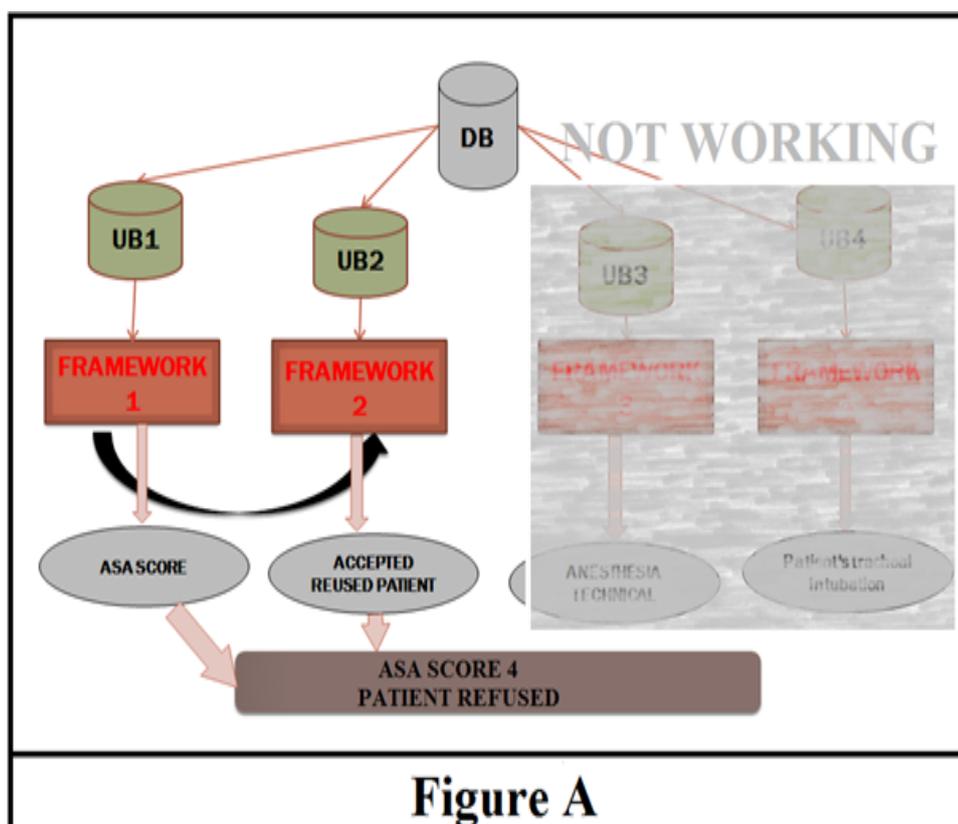
Le premier FRAMEWORK proposé dans ce prototype est consacré à la détection de l'état physique du patient (score ASA). Ce dernier est obtenu par l'application des cinq techniques de classifications à la première sous base de données SB1. Le deuxième FRAMEWORK utilise la sous base de données SB2. Son objectif est de déterminer si les patients seront acceptés ou refusés pour la chirurgie. Le troisième FRAMEWORK est consacré à la détection de la meilleure technique d'anesthésie pour le patient (anesthésie générale ou locale), c'est-à-dire celle qui offre le plus de sécurité. Ce troisième FRAMEWORK utilise la sous base de données SB3. Dans ce contexte, il faut souligner que plusieurs médecins anesthésistes réanimateurs ont collaboré avec nous, et nous ont autorisés à assister avec eux aux pratiques de la chirurgie dans les blocs opératoires. Nous avons constaté que dans de nombreux cas pratiques, le MAR peut changer la technique d'anesthésie (locale vers générale, le cas contraire s'avère très rare) en fonction des problèmes qui peuvent survenir au moment de la chirurgie, comme la non coopération du patient par exemple. C'est ce qui explique la nécessité d'étudier l'intubation trachéale du patient dans le dernier FRAMEWORK quel que soit le résultat obtenu dans le troisième. Par conséquent, un quatrième FRAMEWORK a été proposé afin de détecter la nature de l'intubation du patient, à savoir facile ou difficile. Ce dernier utilise la quatrième sous base de données SB4.

Rappelons que le risque en médecine est omni présent, mais l'anesthésie est une spécialité un peu spécifique, car elle place directement le patient dans une situation qui est intrinsèquement pleine de risques. C'est pour cela que l'un des principaux objectifs visés par cette thèse était d'obtenir la meilleure classification, ainsi que la meilleure précision afin d'aider les MAR's dans leurs routine clinique, tout en assurant la meilleure sécurité pour le patient. Pour réaliser cette tâche, nous avons proposé d'utiliser le système du vote majoritaire appliqué aux cinq différentes techniques de classification, afin d'optimiser les résultats de la classification.

Les systèmes de vote majoritaires sont largement utilisés dans les systèmes d'aide

au diagnostic médical. Leur objectif principal est de minimiser les erreurs de classification. L'objectif des algorithmes de vote majoritaire est de déterminer dans n'importe quel ordre donné de votes, s'il existe une classe majoritaire, c'est-à-dire celle qui obtient le maximum de voix par rapport aux autres. Si c'est le cas, cette classe sera déterminée comme la plus favorable.

Le score ASA du patient est détecté par le FRAMEWORK1 dans un premier temps, puis affiché et transmis au deuxième FRAMEWORK. Après cela, une autre classification et un autre vote majoritaire seront appliqués dans le deuxième FRAMEWORK afin de déterminer si le patient sera accepté ou refusé pour la chirurgie. Tous les paramètres de SB2 seront pris en considération (le score ASA, le taux de prothrombine (TP), l'Accident Vasculaire Cérébral (CVA), et l'infarctus du myocarde (IDM)). Deux cas de figure (A, B) peuvent être obtenus comme le montre la Figure 4.2 ci-dessous :



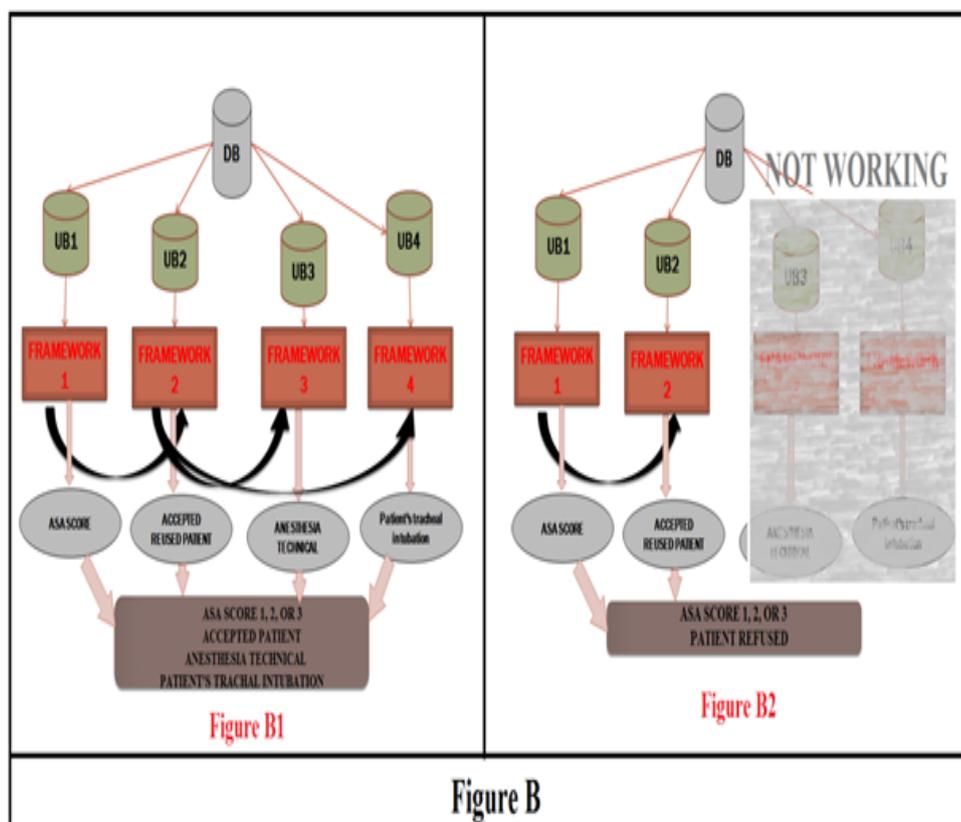


FIGURE 4.2 – Schéma bloc du prototype proposé

- Figure A : Si le score du patient est ASA4 selon la classification du FRAMEWORK1, les FRAMEWORKS 2, 3 et 4 ne seront pas activés.
- Figure B : Si le score du patient est ASA1, 2, ou 3, cette information sera envoyée au FRAMEWORK2 afin de vérifier si le patient peut être accepté ou refusé au bloc opératoire.
- Figure B1 : Si le patient est accepté au bloc opératoire, le résultat sera envoyé aux FRAMEWORKS 3 et 4 en même temps, afin de choisir la meilleure technique d'anesthésie ainsi que la nature de l'intubation trachéale.
- Figure B2 : Si le résultat obtenu se limite à l'affichage du score ASA ainsi qu'un refus du patient, aucune autre information ne sera transmise aux autres FRAMEWORKS.

Les résultats des différents cas de figure vus précédemment sont obtenus par l'application de cinq différentes techniques de classification que nous allons définir dans la partie suivante.

4 Panorama des méthodes de classification utilisées

Une classification automatique est une catégorisation algorithmique d'objets. Elle consiste à affecter les objets d'un ensemble A à un ensemble de classes C en se basant sur des données statistiques. Il existe deux principales familles de classification automatique, la première concerne la classification supervisée, aussi appelée méthodes d'affectation ou classificateurs, quant à la deuxième, elle concerne la classification non supervisée, aussi appelée méthodes de clustering.

Le type de classification change en fonction de l'existence des classes. Si cette dernière existe, on parle d'une classification supervisée, sinon d'une classification non supervisée.

1. Classification supervisée : Cette technique utilise un ensemble d'exemples, où les classes d'appartenance sont connues au préalable. A partir de cet ensemble, des normes (ou règles) d'affectation seront définies.
2. Classification non supervisée : Cette technique consiste à regrouper des objets appartenant à un ensemble T en classes restreintes de telle sorte que les objets d'une même classe soient le moins dispersés possible.

Dans ce travail, les différentes techniques de classification utilisées sont en mode supervisé, car les classes ont été définies par les médecins anesthésistes réanimateurs lors de la collecte de la base de données.

Nous développerons ci-dessous les différentes techniques de classification à savoir les réseaux de neurones (multicouches et à base de fonctions radiales), les arbres de décision, les K - plus proche voisins, et les machines à vecteurs de support, tout en soulignant certains de leurs avantages et inconvénients.

4.1 Les machines à vecteur de support

Les machines à vecteur support qui sont aussi appelés : séparateurs à vaste marge (Support Vector Machine) présentent une technique de classification dont l'apprentissage est supervisé. Cette technique a été introduite par le russe Vladimir Vapnik en 1995 [106].

Les SVMs reposent sur une théorie mathématique solide. Elles ont été développées au sens inverse du développement des réseaux de neurones : ces derniers ont suivi un chemin heuristique de l'application et l'expérimentation vers la théorie ; alors que les SVMs sont venues de la théorie du son vers l'application. Les SVMs ont été à l'origine utilisées pour la classification binaire et la régression. Aujourd'hui, elles sont utilisées par de nombreux chercheurs et dans différents domaines tel que l'aide au diagnostic médical qui fait l'objet de notre étude, le marketing, la biologie etc. La raison du succès de cette technique est son adaptation rapide aux bases de données à grandes dimensions (big data), son nombre réduit de paramètre à régler, et ses bons résultats en pratique.

La technique SVM, permet de résoudre des problèmes linéairement et non linéairement séparables. Elle repose sur deux notions clés : celle de la maximisation de la marge et celle de la fonction noyau. Dans la section suivante, les principes de fonctionnement général des deux cas (linéairement et non linéairement séparable) vont être présentés.

4.2 Principe de fonctionnement général de la technique SVM

Détection de l'hyperplan optimal, des vecteurs de support et de la marge maximale

Comme n'importe quelle technique de classification, le but d'une approche SVM est de trouver une bonne reconnaissance ainsi qu'une bonne séparation entre différentes classes. Le classificateur linéaire qui effectue une séparation de données entre les classes est appelé hyperplan.

Sur la Figure 4.3 qui suit, on détermine un hyperplan séparant deux classes

(cercle bleu, et carré rouge).

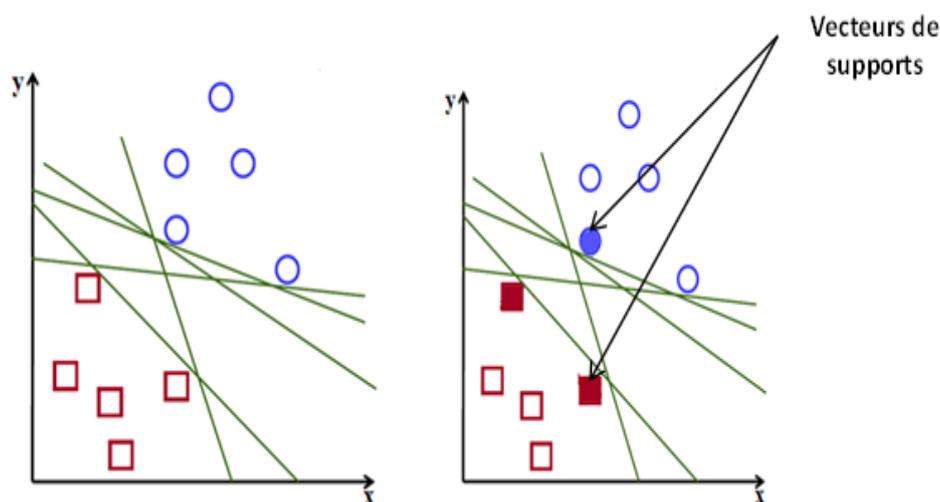


FIGURE 4.3 – Différents hyperplans possibles ainsi que les vecteurs de supports

Les échantillons les plus proches des deux classes sont appelés les vecteurs de support. Ces derniers sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan (partie droite de la Figure 4.3). Comme le montre cette dernière, Il existe une multitude d'hyperplans valides, c'est-à-dire qui assurent une séparation entre les deux classes. La principale particularité des SVMs est que l'hyperplan choisi doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe au milieu des deux classes. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le plus sûr c'est-à-dire celui qui offre le maximum de précision pour une bonne classification. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge d'où le nom des séparateurs à vaste marge (voir Figure 4.4).

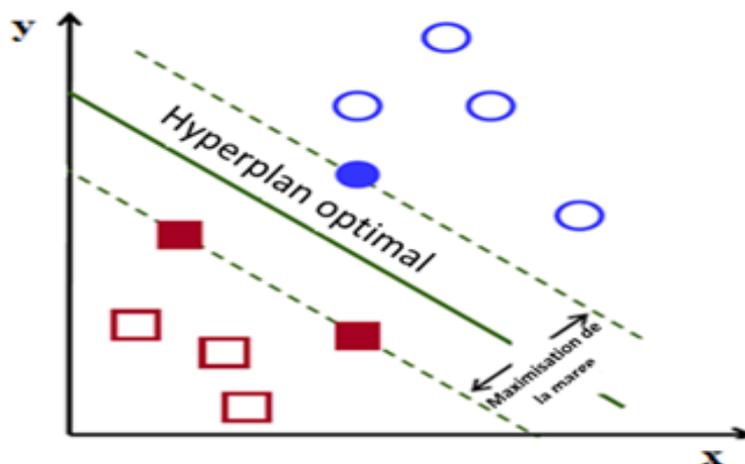


FIGURE 4.4 – Maximisation de la marge

La maximisation de la marge est réalisée dans le but d'obtenir une précision maximale lorsque on classe un nouvel exemple (période de test). De plus, si l'on trouve le classificateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples de test. Dans la Figure 4.5 qui suit, la partie gauche nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple (cercle en jaune) reste bien classé, par contre dans la partie droite où il y a une marge plus petite, le nouveau exemple se voit mal classé.

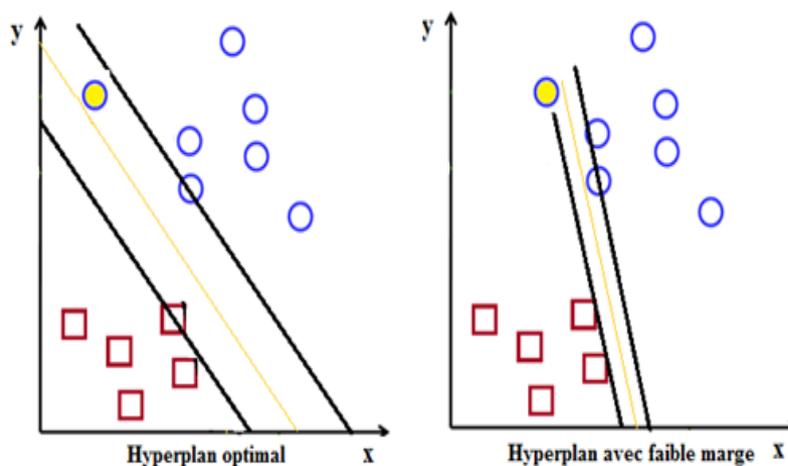


FIGURE 4.5 – Choix de l'hyperplan optimal

Séparation linéaire et non linéaire

Comme le montre la Figure 4.6 qui suit, il existe deux cas de figure, les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Le premier cas est le plus simple à réaliser mais dans la majorité des cas pratiques, très peu de problèmes peuvent être séparés d'une manière linéaire.

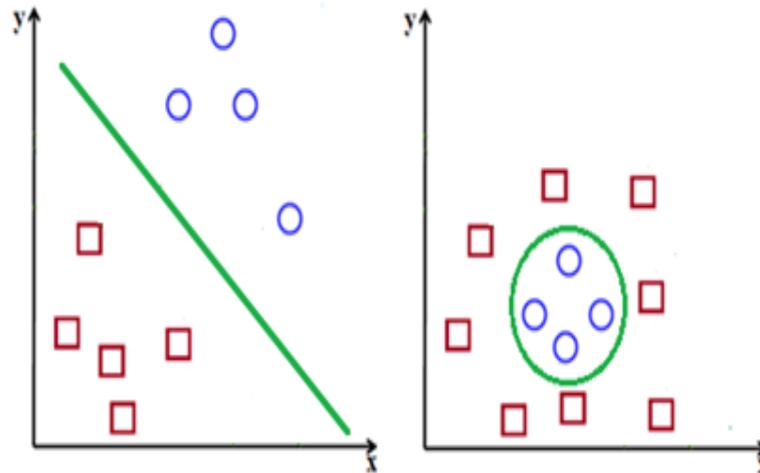


FIGURE 4.6 – Cas linéairement et non linéairement séparablel

Pour surmonter les inconvénients du deuxième cas, l'idée des SVMs est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc procéder à un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelée «espace de re-description». En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de re-description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré dans la Figure 4.7 suivante.

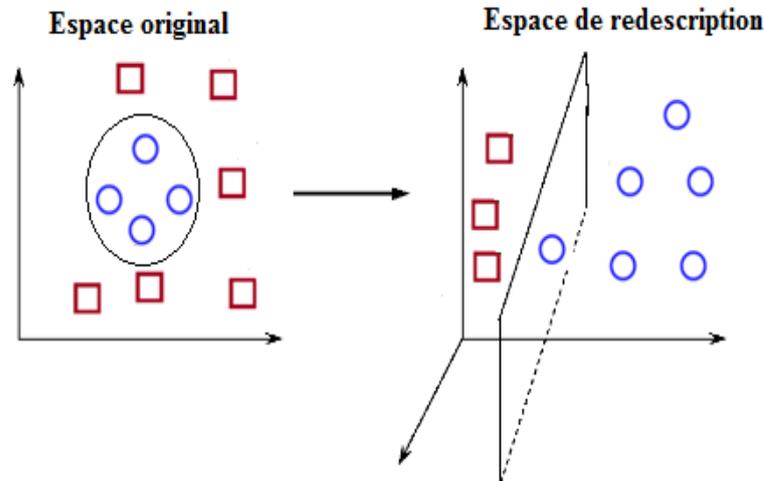


FIGURE 4.7 – Transformation d'espace

On a donc transformé un problème non linéairement séparable dans l'espace de représentation à deux dimensions à un cas linéairement séparable dans un espace de plus grande dimension qui est l'espace de redescription (Features space).

Cette transformation est réalisée via une fonction noyau (fonction Kernel). En pratique, quelques familles de fonctions noyaux paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux à son application. Nous pouvons citer les exemples de noyaux suivants : Linéaire, Polynomiale, Gaussien, et Laplacien.

- Le noyau linéaire : $K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j$
- Le noyau polynomial : $K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^d$
- Le noyau gaussien : $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2})$
- Le noyau Laplacien : $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x-y\|}{\sigma})$

Dans cette partie, nous avons présenté de manière simple le concept et le fonctionnement général de la technique SVM. L'aspect mathématique est détaillé dans le livre Support Vector Machines and other kernel-based learning methods de et Nello Cristianini et John Shawe Taylor. [107]

4.3 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles de calcul utilisés en informatique dans le but de résoudre des problèmes de classification. Ces derniers sont schématiquement inspirés du fonctionnement des neurones biologiques.

L'étude de réseaux de neurones artificiels a débuté au début des années 1940 par les travaux des deux neurologues Warren Mc Culloch et Walter Pitts en 1943 et a été étendue aux problèmes de classification et reconnaissance des formes par Rosenblatt en 1962. Dans la section qui suit, quelques définitions relatives à la théorie des réseaux de neurones vont être présentées.

Neurone formel

Un neurone artificiel ou formel est une fonction mathématique non linéaire. Son fonctionnement s'inspire directement du mécanisme du neurone biologique, en cherchant à imiter son processus d'apprentissage. Il est généralement constitué de plusieurs entrées et d'une seule sortie. Chacune de ces entrées « x_1, \dots, x_n », est associée à un poids appelé poids synaptique ou coefficients numérique « W_1, \dots, W_n ». Ces derniers sont ajustés lors de la phase d'apprentissage.

Comme le montre la figure 4.3 ci-dessus, le neurone formel calcule la somme pondérée des entrées qu'il perçoit auquel se rajoute un seuil qui est fixé au début par l'utilisateur. Ensuite, il applique à la valeur obtenue une fonction non linéaire qu'on appelle fonction d'activation. Enfin, la valeur finale est affectée en sortie du neurone.

Le choix de la fonction d'activation dépend de l'utilisateur ainsi que du problème étudié. Ce choix est très important car il influence les propriétés du neurone formel. Les fonctions d'activation les plus utilisées sont les fonctions sigmoïdes.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp^{-x}}$$

Il existe cependant d'autres fonctions : le pas unitaire, la fonction linéaire seuillée, la gaussienne ou encore l'identité. Dans notre travail nous avons utilisé la fonction

d'activation sigmoïde.

Considérons le cas d'un neurone formel à n entrées auxquelles sont affectées n grandeurs numériques « x_1, \dots, x_n », pour définir la règle de calcul. Un poids synaptique noté « w_1, \dots, w_n » est associé à chaque entrée, et la sommation pondérée est obtenue de la façon suivante :

$$w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i$$

Le neurone commence à devenir actif lorsque la sommation pondérée dépasse un seuil noté w_0 . Il est additionné à cette grandeur, pour ensuite être transformé par la fonction d'activation notée ϕ :

$$\phi\left(w_0 + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i\right)$$

En général, l'expression de la valeur de sortie est simplifiée en ajoutant une entrée fictive x_0 fixée à la valeur 1, ce qui donne une fonction précédente comme suit :

$$\phi\left(\sum_{i=0}^n w_i \cdot x_i\right)$$

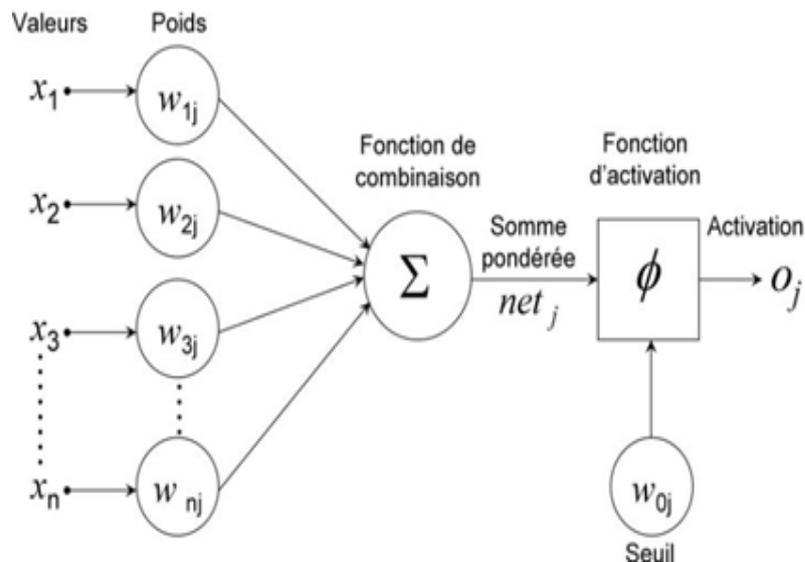


FIGURE 4.8 – Présentation d'un neurone formel

Un réseau de neurones se compose de plusieurs neurones connectés de façon à

ce que la sortie d'un neurone puisse être l'entrée d'un ou plusieurs autres neurones sont associés en couches (couches d'entrée, couches cachées et couches de sortie).

Les couches d'entrée et de sortie constituent l'interface avec l'extérieur. La couche d'entrée reçoit les variables en entrée du modèle, et la couche de sortie présente les résultats attendus. Les neurones internes du réseau constituent les couches cachées.

Chacune des couches effectue un traitement indépendamment des autres afin de transférer le résultat de son analyse à la couche suivante. L'information donc se propage de couche en couche, de l'entrée vers la sortie les couches cachées varient selon la nature du modèle.

En fonction du sens et de l'orientation des différentes connexions définissant la structure du réseau, la valeur obtenue en sortie du neurone par la fonction d'activation est alors transmise comme entrée aux neurones suivants qui lui sont reliés.

En fonction de l'algorithme d'apprentissage, l'information peut également être propagée en arrière (back propagation).

Le Perceptron Multicouche (Multi Layer Perceptron)

Le Perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron (MLP)) est un modèle du réseau de neurones formels. Il a été inventé en 1957 par Frank Rosenblatt.

C'est un réseau de type feedforward, c'est-à-dire que l'information peut circuler dans un seul sens de la couche d'entrée vers la couche de sortie toute en passant par les couches cachées.

Ce modèle intègre une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. A l'exception des couches d'entrée et de sortie, chaque neurone est connecté avec tous ceux de la couche suivante et tous ceux de la précédente. Par contre, il n'existe pas de liaison entre des neurones issus de la même couche, voir Figure 4.9

L'avantage de ce modèle par rapport au perceptron monocouche, est qu'il peut résoudre les problèmes non linéairement séparables ainsi que d'autres problèmes plus

complexes. C'est pour cela que le perceptron multicouche a été beaucoup utilisé par différents chercheurs dans le domaine de traitement de données médicaux.

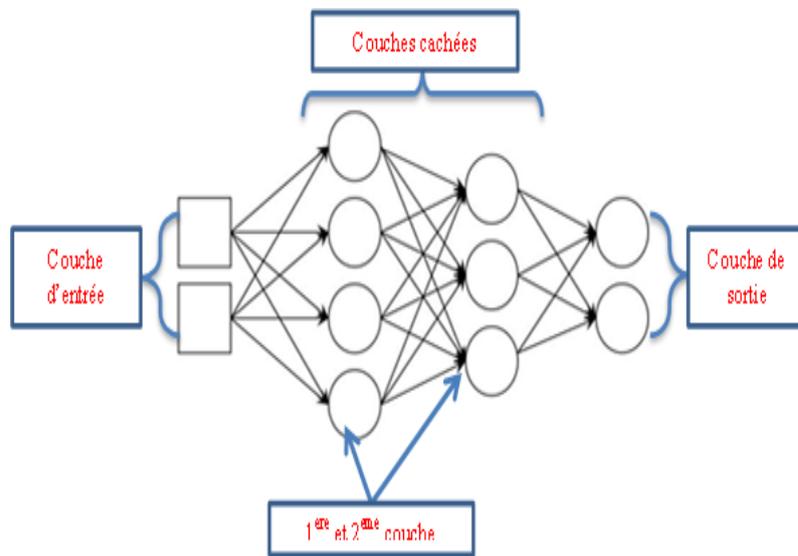


FIGURE 4.9 – Architecture d'un perceptron multicouche

L'algorithme de rétro-propagation du gradient

Les étapes d'apprentissage du perceptron multi couche se déroulent comme suit :

1. Présentation d'un exemple parmi l'ensemble d'apprentissage.
2. Calcul de l'état du réseau.
3. Calcul de l'erreur (sortie réelle - sortie désirée).
4. Calcul des gradients par l'algorithme de rétro-propagation.
5. Modification des poids synaptiques.
6. Critère d'arrêt : seuil d'erreurs ou nombre de présentation d'exemples... etc.
7. Retour à l'étape 1.

Phénomène de sur-apprentissage :

Il existe de nombreuses techniques pour estimer la qualité d'apprentissage, nous citons parmi elles les techniques de validation croisées, elles permettent d'obtenir une estimation des performances en exploitant la totalité du jeu de données. Ceci est obtenu en faisant plusieurs tests sur différents ensembles d'apprentissage et de

validation.

Ces techniques permettent d'anticiper le phénomène de sur-apprentissage en effectuant un arrêt précoce. Pour limiter ce genre de problèmes, on doit utiliser un nombre adéquat de neurones et de couches cachées. Cependant, ces paramètres sont difficiles à déterminer à l'avance. Pour cela on doit séparer les données en trois sous-ensembles : l'ensemble d'apprentissage, l'ensemble de validation et celui de test. Le premier ensemble permet de faire évoluer les poids du réseau de neurones avec par exemple une rétro-propagation. Le deuxième ensemble permet de déterminer le nombre d'itérations optimal avec des échantillons non connus. Et finalement, le troisième ensemble permet de vérifier les performances du réseau ainsi que sa capacité de généralisation en utilisant de nouveaux exemples.

On peut vraisemblablement parler de sur-apprentissage si l'erreur de prédiction du réseau sur l'ensemble d'apprentissage diminue alors que l'erreur sur la validation augmente de manière significative. Cela signifie que le réseau continue à améliorer ses performances sur les échantillons d'apprentissage mais perd son pouvoir de prédiction sur ceux provenant de la validation.

Pour avoir un réseau qui généralise bien, on arrête l'apprentissage dès que l'on observe cette divergence entre les deux courbes voir Figure 4.10. On peut aussi diminuer la taille du réseau et recommencer l'apprentissage.

Soit le nombre d'exemples de la base d'apprentissage N , y_k étant la valeur attendue, $f(x_k)$ est la valeur prédite, l'Erreur Quadratique Moyenne (E.Q.M.) peut être définie comme suit :

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - f(x_k))^2$$

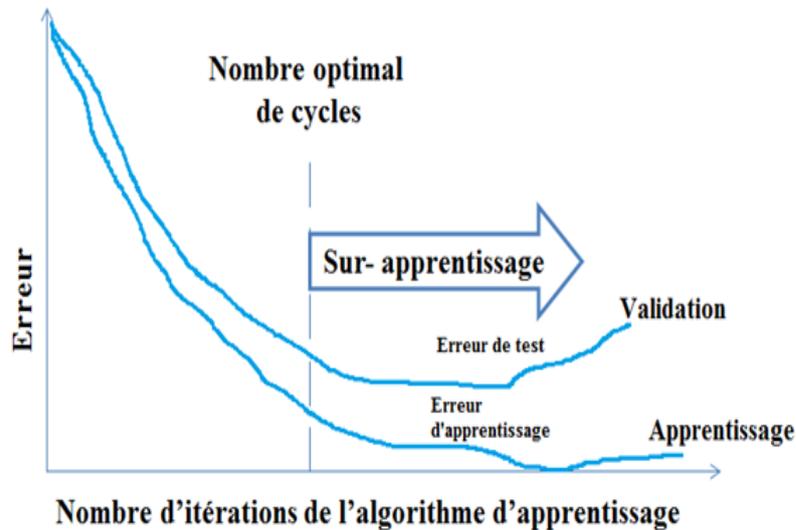


FIGURE 4.10 – Technique de l'arrêt anticipé (early stopping)

4.4 La technique des Fonctions à Base Radiale (RBF)

Les RBFs sont apparus à la fin des années 80 comme nouvelles variantes des réseaux de neurones. Ceux-ci représentent une classe particulière des réseaux de neurones multicouches. [108]

L'idée générale des RBFs dérive de la théorie d'approximation des fonctions. Ce type de réseaux a été introduit pour la première fois par Hardy et al. [109], et la théorie correspondante a été développée par Powell [110]. Ensuite, ces réseaux ont pris le terme de réseaux de neurones grâce à Broomhead et Lowe [111]. Sans oublier les œuvres de MOODY et DARKEN (1989) [112, 113] d'une part, et de Poggio et Girosi (1990) [114] d'autre part. La raison de son application réside dans le fait que ce réseau utilise des fonctions gaussiennes standards qui sont à symétrie radiale. Son apprentissage est basé sur l'algorithme K-moyennes (K-means) ainsi que celui des moindres carrés. [115]

Les RBFs, sont principalement utilisés pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions dans des espaces de grandes dimensions. Ils utilisent un apprentissage local rendant le processus d'entraînement bien plus rapide qu'un réseau de neurone multicouche (MLP) qui apprend de façon globale.

Architecture générale d'un réseau RBF

Un réseau de neurone de type RBF est caractérisé par :

Le nombre des couches cachées :

Un réseau RBF ne peut contenir qu'une seule couche cachée pour n'importe quels problèmes à étudier.

La fonction d'activation :

Le réseau RBF utilise toujours une fonction dite à base radiale centrée et munie d'un rayon.

Les poids synaptiques :

Les poids entre la couche d'entrée et la couche cachée dans les modèles neuronaux de type RBF sont toujours d'une valeur d'unité, c'est-à-dire que l'information inscrite sur la couche d'entrée sera retransmise sans distorsion vers les neurones de la couche cachée.

Principe des fonctions à base radiale

Divers types de fonctions peuvent être utilisées comme noyau ou fonction de base. La fonction gaussienne reste cependant la plus utilisée. [116, 117].

La fonction gaussienne ne répond qu'à une petite région de l'espace d'entrée, la région sur laquelle elle est centrée.

Les paramètres de cette fonction sont le centre « C » et le rayon « μ ». La raison essentielle du choix de la gaussienne comme fonction de base des RBFs est que cette fonction est la seule qui peut être décomposée en produit de fonctions gaussiennes unidimensionnelles.

Sa forme générale est donnée par :

$$H(x) = \exp \frac{-|x-c|^2}{2\mu^2}$$

Avec x : une entrée scalaire, et $\mu > 0$.

La phase d'apprentissage

Plusieurs méthodes d'apprentissage ont été développées pour ces types de réseaux. L'apprentissage du réseau RBF est souvent hybride : non supervisé pour l'étape de construction du réseau, et supervisé pour la détermination des poids de la couche de sortie. Lors de l'étape de construction du réseau, il y a quatre paramètres principaux à ajuster :

- Le nombre de neurones RBF.
- La position des centres des gaussiennes de chacun des neurones.
- La largeur de ces gaussiennes.
- Le poids des connexions entre les neurones RBF et le(s) neurone(s) de sortie.

Avantages et inconvénients des réseaux RBF

Les avantages majeurs du réseau RBF est qu'il est rapide et facile à implémenter [117]. Par contre, cette technique est peu performante quand elle est appliquée aux données appartenant à des espaces de grande dimension (beaucoup de descripteurs). Cette faiblesse est propre à toutes les techniques locales.

4.5 Technique de classification k Plus Proches Voisins

La méthode des k Plus Proches Voisins (Kppv) ou k-NN (K-Nearest Neighbor) est une technique de classification non paramétrique et simple à implémenter. Son fonctionnement est en mode supervisé. Elle a été introduite en 1951 par les deux chercheurs Fix et Hodges aux Etats Unis (USA) [118]. C'est la première méthode de classification qui propose une analyse de similitude entre les données en utilisant des distances. [119–121]

L'algorithme réalise un calcul de distance entre tous les individus. Suite à cela, chaque objet est classé dans le groupe où se trouvent ses K plus proches voisins. Les K plus proches voisins sont des individus de l'ensemble des données d'entraînement. La distance employée pour l'analyse est généralement la distance euclidienne. Le nombre des K voisins est choisi par l'utilisateur selon l'application, et dans la majorité des cas, le k choisi est impair.

Les K-NN considèrent l'estimation de la densité de probabilité comme une fonction purement locale. Un volume $V(x)$ centré sur un point x est déterminé de façon à ce qu'il englobe k observations de l'ensemble d'apprentissage. Une fois ce volume déterminé, le nombre k_i de voisins de x appartenant à chaque classe permet de calculer la densité de probabilité de la classe C_i contenant N_i points comme suit :

$$P(x|c_i) = \frac{k_i}{N_i V(x)}$$

La définition de la notion de plus proches voisins est liée au choix d'une distance. Ce choix influence la forme du volume $V(x)$. Cette forme est un cube dans le cas de la distance de Manhattan, une sphère avec la distance euclidienne, et enfin une ellipsoïde avec la distance de Mahalanobis. Dans la majorité des cas, la distance euclidienne est la plus utilisée. La Figure 4.11 qui suit résume les trois cas de figure vue précédemment.

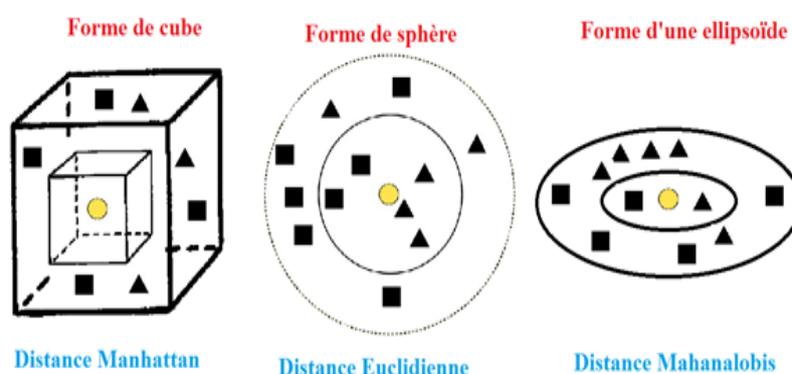


FIGURE 4.11 – Représentation des différentes formes pour le calcul de la distance

Pour une prise de décision concernant une nouvelle observation, celle-ci sera affectée à la classe majoritaire parmi ces k plus proches voisins, c'est-à-dire à la classe la plus représentée. La méthode des K - plus proches voisins est très simple en termes d'implémentation. Elle est robuste en termes de résultats de classification. Elle permet de reconnaître les formes même lorsque la distribution des classes n'est pas convexe. Son taux d'erreur tend vers l'erreur minimale obtenue par la méthode bayésienne si k tend vers l'infini, et il est majoré par deux fois cette erreur si $k = 1$.

Cependant, cette méthode devient inefficace quand la taille de l'ensemble d'apprentissage est importante. En effet, à chaque nouvelle observation à classer, cette méthode mesure toutes les distances entre cette observation et celles de toutes les observations de l'ensemble d'apprentissage. Elle nécessite, dans ce cas, des ressources mémoires importantes et un temps de calcul élevé qui dépend principalement de la distance utilisée. Par exemple, le choix d'une distance euclidienne dans le cas d'un ensemble d'apprentissage contenant une forme allongée n'est pas adapté. Celle-ci ne prend pas en compte la dispersion des points contenus dans ces classes. L'utilisation d'autres distances comme celle de Mahalanalobis peut être une solution, mais le temps de calcul peut devenir encore plus conséquent avec le choix de cette dernière.

Dans la littérature, plusieurs solutions ont été proposées pour accélérer le temps de calcul de la technique K-NN, notamment la réduction des classes à des prototypes [122], mais elles engendrent une perte d'information concernant les classes cibles.

Algorithme des K-plus proches voisins

Le principe intuitif de l'algorithme des k-plus proches voisins est que les objets les plus proches ont le plus de chances d'appartenir à la même catégorie. Ainsi, avec la méthode des K Plus Proches Voisins, les prévisions reposent sur un ensemble d'exemples prototypes qui servent à prévoir de nouvelles données (c'est-à-dire, inconnues), et cela sur la base du vote majoritaire des K plus proches prototypes.

L'algorithme standard se résume en deux étapes clés qui sont :

1. Déterminer $Nk ; (x)$, l'ensemble des k plus proches voisins de x
2. Choisir la classe de x sur la base d'un vote majoritaire dans $Nk ; (x)$

4.6 La technique des arbres de décisions

Un arbre de décision est un outil puissant d'aide à la décision et à l'exploration de données. Il permet de modéliser simplement, graphiquement et rapidement un phénomène mesuré plus ou moins complexe. Cette technique est connue par son interprétabilité, sa rapidité d'exécution et le peu d'hypothèses nécessaires à priori,

et sa vaste utilisation dans différentes applications tel que le domaine médical. Il est composé de :

- une racine, qui est point de départ.
- des nœuds, où sont réalisés des tests et
- des feuilles, qui contiennent l’information cherchée.

Le parcours d’un arbre ce fait, par tests successifs, de la racine à une feuille et constitue une règle de décision. [123]

Construction d’un arbre de décision

Bases de règles :

Un arbre est un système de règles de type particulier. En effet, il y a autant de règles que de feuilles et autant de tests que de nœuds avec des différences [124] :

- les règles sont mutuellement exclusives.
- une règle et une seule est entièrement évaluée.
- les tests des attributs sont réalisés dans un ordre donné.

Prétraitements :

Nous attachons un test à chaque nœud et une réponse à chaque feuille, ce qui définit la spécification des arbres de décision. Avec les avantages suivants :

- suite de tests mono variés.
- pas de problème de combinaison de variables, de différentes natures.
- hiérarchisation de variables intégrée.
- rapidité d’exécution.
- génération de règles logiques simples de classification.

Algorithme de l’arbre de décision :

Il existe une multitude de modèle d’arbres de décision tel que : l’arbre de décision classique, l’algorithme CART (Classification And Regression Tree) ; celui-ci a été développé en 1984 par les chercheurs L. Breiman, et al. [125] ID3 et C4.5 ont été développés par Ross Quinlan en 1975 [126], etc. Dans cette thèse nous avons utilisé l’algorithme C4.5 car il offre un certain nombre d’avantages par rapport à notre base

de données. Parmi ces avantages nous pouvons citer :

- la possibilité d’avoir des descripteurs ayant des valeurs « 0 », c’est-à-dire non définies ou inconnues lors de la construction de l’arbre.
- la possibilité de classer les patients avec des valeurs inconnues c’est à dire ayant des descripteurs nuls en estimant la probabilité des différents résultats possibles.
- la possibilité d’utiliser des descripteurs avec des valeurs continues. Dans ce cas une discrétisation doit être appliquée par la suite.
- le fait que cet algorithme procède aussi à un élagage statistique de l’arbre pour réduire considérablement sa taille.

Les avantages offerts par les méthodes utilisant l’arbre de décision sont : leur rapidité et, surtout, leur pouvoir d’interprétation des règles de décision. La clarté des règles de décision rend possible le dialogue homme-machine. En outre, ces méthodes ne font aucune hypothèse sur les données (méthodes non paramétriques). Par ailleurs, elles ont l’inconvénient d’être extrêmement complexes si le nombre d’attributs et de classes augmentent.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le fonctionnement de notre prototype réalisé pour aider les médecins anesthésiste lors de la consultation pré-anesthésique. Nous avons expliqué aussi les différents cas de figure qui peuvent se présenter sur le terrain comme celui d’un patient ASA4 par exemple. Nous avons terminé ce chapitre par la présentation des fondements théoriques des différentes techniques de classification utilisées dans cette thèse.

Le dernier chapitre de cette thèse sera réservé à la discussion des résultats obtenus.

Chapitre 5

Résultats et discussion

1 Introduction

Après la présentation du principe de fonctionnement du prototype que nous avons proposé et réalisé, ainsi que le fondement théorique des différentes approches de classification dans le chapitre précédent, nous présenterons dans ce chapitre l'implémentation de ces méthodes en utilisant les quatre sous bases de données collectées.

En effet, dans ce chapitre, nous présenterons les résultats expérimentaux obtenus suites aux tests effectués pour chaque classifieur à part, ainsi que les résultats du prototype proposé dans sa globalité. C'est pour cela que nous décomposons ce chapitre en deux sections. Dans la première, nous présentons les tests individuels réalisés pour chaque classifieur (MLP, RBF, SVM, C4.5 et K-NN), et cela en utilisant les quatre sous base de données (SB_1 , SB_2 , SB_3 et SB_4), et en appliquant la technique de dix cross validation. Pour ces différentes expérimentations, les moyennes des taux de classification avec leurs variances seront présentées. La deuxième section de ce chapitre résume les résultats obtenus suite au test de tout le prototype [127], c'est-à-dire l'application en série des différentes techniques de classification associées au système du vote majoritaire pour les quatre FRAMEWORKs.

Dans ce chapitre, nous définirons les deux phases d'un système de classification à savoir la phase d'apprentissage ainsi que la phase de test. Nous aborderons ensuite le fondement théorique de la technique de dix cross validation, et nous présenterons également les différents paramètres d'évaluation : taux de classification, variance, matrice de confusion et les courbes de sensibilités/spécificités (Receiver Operating Characteristic (ROC)). Enfin du chapitre, nous exposerons et nous analyserons les différents résultats obtenus pour chaque sous base de données ainsi que ceux du prototype réalisé.

2 Phase d'apprentissage et phase de tests

Tous classifieur doit passer par deux phases, une phase d'apprentissage et une phase de test.

2.1 Phase d'apprentissage

Le but de cette phase est de découvrir les règles (généralement non déterministes) qui gouvernent et régissent des ensembles de données. L'apprentissage est un processus calculatoire qui doit être capable d'amener à une certaine prédiction et à une certaine généralisation. Il existe principalement trois types d'apprentissage, supervisé, non supervisé et semi-supervisé.

L'apprentissage supervisé : L'apprentissage est dit supervisé si les différentes familles de formes, ou classes, sont connues à priori ainsi que l'affectation de chaque donnée à telle ou telle famille.

L'apprentissage non-supervisé : On l'appelle aussi apprentissage sans professeur ou encore apprentissage par corrélation. Ce type d'apprentissage est utilisé dans le cas où on dispose d'une base d'apprentissage dont les classes ne sont pas définies à l'avance. Il s'agit alors de regrouper les données formes en classes en fonction d'un critère de similarité choisi à priori. Ce type d'apprentissage permet la construction automatique des classes sans intervention d'un opérateur. Cette approche nécessite cependant une bonne estimation du nombre de classes.

L'apprentissage semi-supervisé : Effectué de manière probabiliste ou non, il vise à faire apparaître la distribution sous-jacente des « exemples » dans leur espace de description. Elle est recommandée lorsque les données étiquetées sont minoritaires.

Dans ce travail, le type d'apprentissage utilisé est de type supervisé car les différentes classes ont été définies par les experts qui sont les MARs lors de la collecte de données.

2.2 Phase de test

Le but de cette phase est de permettre l'affectation d'un nouvel objet à l'une des classes, au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage. L'objectif est d'obtenir une estimation la plus fidèle possible du comportement du classifieur dans des conditions réelles d'utilisation. Pour cela, des

critères classiques comme les taux de classification et d'erreurs sont presque systématiquement utilisés. Mais d'autres critères comme la variance, les matrices de confusion, et les courbes ROC, apportent aussi des informations utiles surtout lorsqu'il s'agit d'une nouvelle base de données. La validation croisée [128, 129] est une méthode utilisée pour l'évaluation de la fiabilité des résultats obtenus par un classifieur donné. Cette méthode est basée sur une technique d'échantillonnage. Dans un système d'aide au diagnostic, cette technique permet de mesurer les taux d'erreur d'un système de classification en utilisant toutes les données disponibles (toute la base de données), à la fois en apprentissage et en test.

La méthode K- cross validation, est très utile lorsque le nombre de données à traiter n'est pas vraiment important. Son principe de fonctionnement est résumé comme suit :

- Les données disponibles sont divisées en K blocs disjoints (voir Figure 5.1), tout en essayant de prendre des blocs de la même taille.
- Le système de classification est ensuite entraîné en utilisant les données de K-1 blocs. Le test du système est obtenu en utilisant les données du bloc restant.
- L'entraînement et le test sont répétés K fois (K expériences) pour que tous les blocs puissent servir de test. Le taux d'erreur final du système sera la somme des erreurs commises par les K expérimentations.

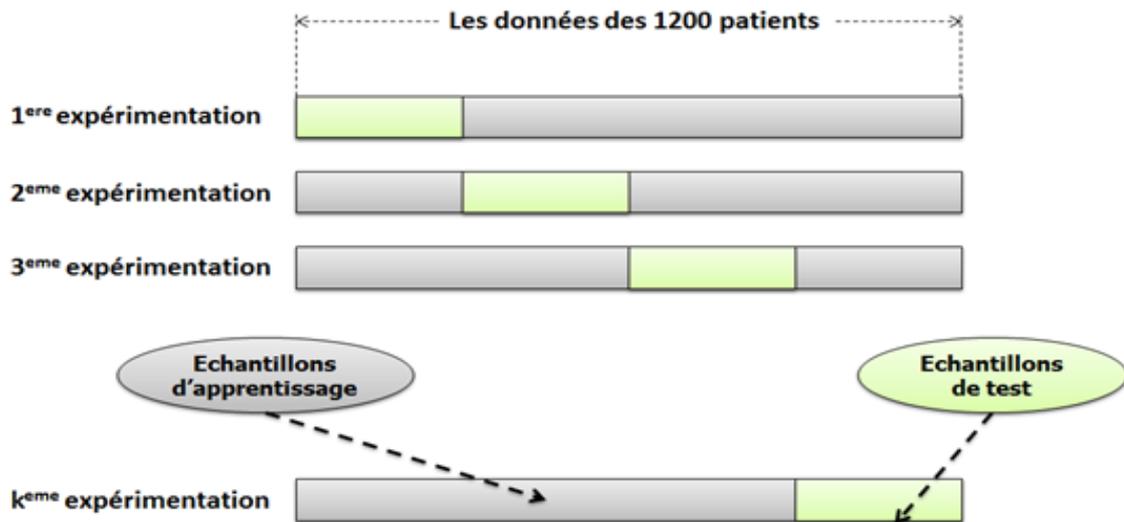


FIGURE 5.1 – La méthode de la validation croisée.

Si les échantillons ne sont pas présents de façon équilibré dans la base de données, il y'a forcément une mauvaise répartition des classes. Dans ce cas de figure, les exemples d'apprentissage et de test sont pris d'une manière aléatoire comme le présente la figure qui suit (Figure 5.2).

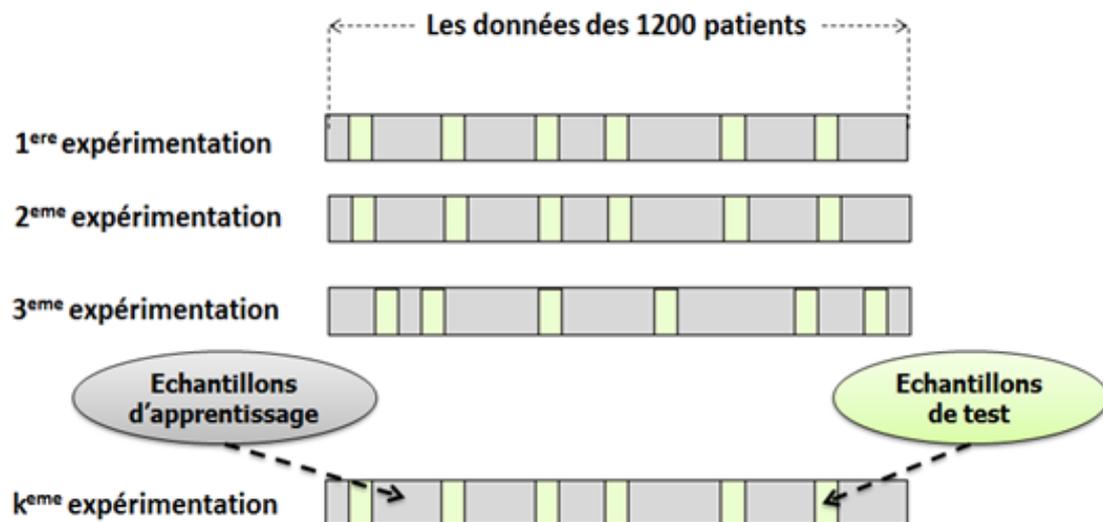


FIGURE 5.2 – Méthode de la validation croisée aléatoire.

L'erreur commise par la méthode K cross validation correspond à la somme de l'ensemble des taux d'erreur correspondant à K tirages de la méthode de

validation croisée. Ce taux d'erreur moyen est calculé comme suit :

$$E = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k E_k$$

Afin de réaliser un bon apprentissage de notre système de classification, nous avons choisi la méthode de la validation croisée aléatoire. Cette décision se justifie par la distribution non aléatoire des différentes classes dans notre base de données.

3 Paramètres d'évaluation

L'évaluation des performances d'un système d'aide au diagnostic est un enjeu de grande importance. En effet, ces derniers peuvent être utilisés lors de la phase d'apprentissage du modèle, pour le choix des paramètres pertinents.

En parcourant la littérature scientifique, nous constatons que les critères les plus utilisés par les chercheurs pour évaluer les classifieurs ont été pendant longtemps le taux de bonne classification et le taux d'erreurs (la reconnaissance des exemples bien classés lors de la phase de test). Or, l'utilisation seule de ces deux paramètres pour l'étude de cas traités dans cette thèse se révèle très insuffisante. En effet, il s'agit dans notre travail d'un domaine d'application, en l'occurrence l'anesthésie, qui se trouve submergé de risques et dans lequel les erreurs ne sont que faiblement tolérées, d'un côté, et de l'utilisation d'une nouvelle base de données, jamais utilisée auparavant, d'un autre côté.

Dans la partie qui suit, nous présenterons un panorama des différents critères d'évaluation des systèmes de classification utilisés dans ce travail. Nous nous intéresserons dans un premier temps à l'évaluation des performances à l'aide de mesures scalaires, puis aux mesures graphiques comme la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic).

3.1 Evaluation scalaire

Nous présentons dans cette partie les deux méthodes scalaires les plus populaires qui permettent d'évaluer les performances des systèmes de classification utilisées dans notre travail.

Taux de classification :

Le Taux de Classification (TC) est défini comme suit :

$$TC = \frac{\text{Nombre de patients bien classés}}{\text{Nombre total des patients}}$$

Le TC est un paramètre relativement significatif pour l'évaluation d'un classifieur car il ne prend pas en considération la distribution des classes.

Rappelons que la répartition des classes dans les différentes bases de données médicales est peu équilibrée d'un côté, et que les classes cibles sont moins représentées d'un autre côté. Si nous considérons par exemple une base de données de 1000 patients dont 5 sont malades, et que notre classifieur par exemple décide que les 1000 patients sont normaux lors de la phase de test, la valeur de TC sera égale à 99.5%. Pour un système de classification appliquée à une thématique standard ce taux peut signifier que le système est très performant alors qu'en pratique c'est loin d'être le cas pour l'exemple cité ci-dessus.

Cela revient à dire que le TC ne suffit pas pour l'évaluation de notre système. Ainsi, nous sommes dans l'obligation d'ajouter d'autres critères pour l'évaluation du système proposé.

La variance

La variance est un paramètre qui a été développé par le chercheur Ronald Fisher en 1918 [130]. Elle permet de combiner toutes les valeurs d'une base de données afin d'obtenir une mesure de dispersion. Elle est symbolisée par (S^2). La variance et l'écart-type (la racine carrée de la variance) sont les mesures de dispersion les plus couramment utilisées.

$$variance = s^2 = \frac{\sum_{i=1}^p n_i \cdot (x_i - \bar{x})^2}{n}$$

Comme vu précédemment, cinq différentes techniques de classification ont été utilisées, et cela dans le but de tester nos quatre sous bases de données. Nous rappelons que ces classifieurs sont : deux types de réseaux de neurones (MLP et RBF), les machines à vecteurs de supports (SVM), les arbres de décision C4.5 et la technique des K- plus proche voisins (Kppv). Plusieurs expérimentations ont été réalisées pour chaque classifieur, nous présentons les résultats obtenus, dans le tableau 5.2 ci-dessous. Chaque expérimentation correspond à un ou des changements de paramètres des différents classifieurs.

- En ce qui concerne les deux types de réseaux de neurones MLP et RBF, les différents résultats ont été obtenus en fixant certains paramètres, et en changeant d'autres, comme le nombre d'époques, le nombre de couches cachées, ainsi que le nombre de neurones dans ces couches. L'architecture des deux types de réseaux utilisés pour l'obtention des meilleurs résultats sont présentés ci-dessous :
- L'initialisation aléatoire des poids entre [-1 +1].
- Fixation du pas d'apprentissage à 0.05.
- L'erreur admissible est égale à 0.01.
- Fonction d'activation Sigmoidale pour le MLP et gaussienne pour le RBF.

	SB1		SB2		SB3		SB4	
	MLP	RBF	MLP	RBF	MLP	RBF	MLP	RBF
Erreur admissible	0,01		0,01		0,01		0,01	
Nombre d'époques	100	150	250	320	250	250	250	250
Nombre de neurones en couche d'entrée	16		4		4		6	
Nombre de couches cachées	2	1	3	1	3	1	3	1
Nombre de neurones en couches cachées	5	5	8	8	10	10	5	5
Nombre de neurones en couche de sortie	4		2		2		2	
Fonction d'activation	Sig	Gaus	Sig	Gaus	Sig	Gaus	Sig	Gaus

TABLE 5.1 – L'architecture des réseaux MLP et RBF pour les quatre sous bases de données

- Pour le classifieur SVM, nous avons testé et appliqué trois différentes fonctions noyaux aux sous bases de données (SB1, SB2, SB3 et SB4). Ces fonctions noyaux sont : la fonction linéaire, la fonction gaussienne et la fonction polynomiale.
- Pour le classifieur arbre de décision C4.5, nous avons varié le nombre maximum de feuille ainsi que le niveau de confiance.
- Pour le classifieur des K- plus proches voisins, nous avons varié le nombre K, c'est-à-dire le nombre de voisins pour chaque expérimentation.

Les résultats d'évaluation des cinq différents classifieurs en termes de taux de classification et de variance sont résumés dans le tableau 5.2. Ces résultats ont été obtenus en réalisant un test sur les données de 898 patients seulement.

Taux de classification (TC)				
	SB1	SB2	SB3	SB4
MLP	95,71±1,25	93,89±1.85	95,73±0.39	97,98±0.92
RBF	85,28±2.14	0,8828±1.97	92,11±2.48	100±0
SVM	94,68±1.89	93,88±0.65	89,55±1.41	97,08±2.89
C4,5	96,07±2.78	92,13±2.66	96,85±1.75	100±0
K-NN	94,55±0.42	91,82±0.87	96,88±1.42	97,8±1.03

TABLE 5.2 – Performances des différents classifieurs sur les quatre sous bases de données

- Pour cette première expérimentation dont les résultats sont présentés dans le tableau 5.2, le nombre de neurones de la couche d’entrée correspond au nombre de descripteurs (composantes de vecteurs d’entrée) de chaque sous base de données. Le nombre de neurones de la couche de sortie correspond quant à lui au nombre de classes que l’on souhaite obtenir.
- Dans ce travail, le nombre de neurones dans la couche de sortie est de 4 neurones pour la première sous base de données (ASA1, ASA2, ASA3, et ASA4), de 2 pour la deuxième sous base de données (patients acceptés ou refusés pour la chirurgie), de 2 également pour la troisième sous base de données (anesthésie générale ou locale), et finalement de 2 pour la quatrième et dernière sous base de données (intubation facile ou difficile). Pour choisir le nombre de neurones de la couche cachée, nous avons fixé l’erreur admissible à 0.01 pour les quatre sous bases de données tout en variant le nombre de cycles (époques). Le nombre de cycles choisi est celui qui permet d’obtenir le taux d’apprentissage et de test les plus élevés.
- pour l’approche basée sur les machines à vecteurs de supports (SVM), les meilleurs résultats ont été obtenus avec un noyau gaussien, et cela pour toutes les expérimentations et pour les quatre sous bases de données.
- En ce qui concerne les arbres de décision C4.5, deux paramètres ont été ajustés. Ces paramètres sont le nombre maximum de feuilles, et le niveau de confiance. Le nombre maximum de feuilles choisi a été fixé à 4 pour la première et la troisième sous base de données et à 3 pour la deuxième sous base de données, et finalement à 5 pour la dernière sous base de données. Les meilleurs performances réalisées en appliquant la classification basée sur les arbres de décisions

C4.5 (voir le tableau 5.2) ont été obtenus en fixant le niveau de confiance à 0.25 pour la première sous base de données SB1 et à 0.5 pour les autres sous bases (SB2, SB3 et SB4).

- Pour la technique des K-plus proche voisins le nombre K qui a permis d’obtenir les meilleurs résultats est K=7 pour SB1, 3 pour SB2 et SB3, et 13 pour la dernière sous base de données SB4.

Lors de l’application des différents algorithmes vus précédemment, nous avons essayé de réaliser une architecture très simple. Cette initiative avait pour objectif d’avoir les meilleurs résultats en peu de temps.

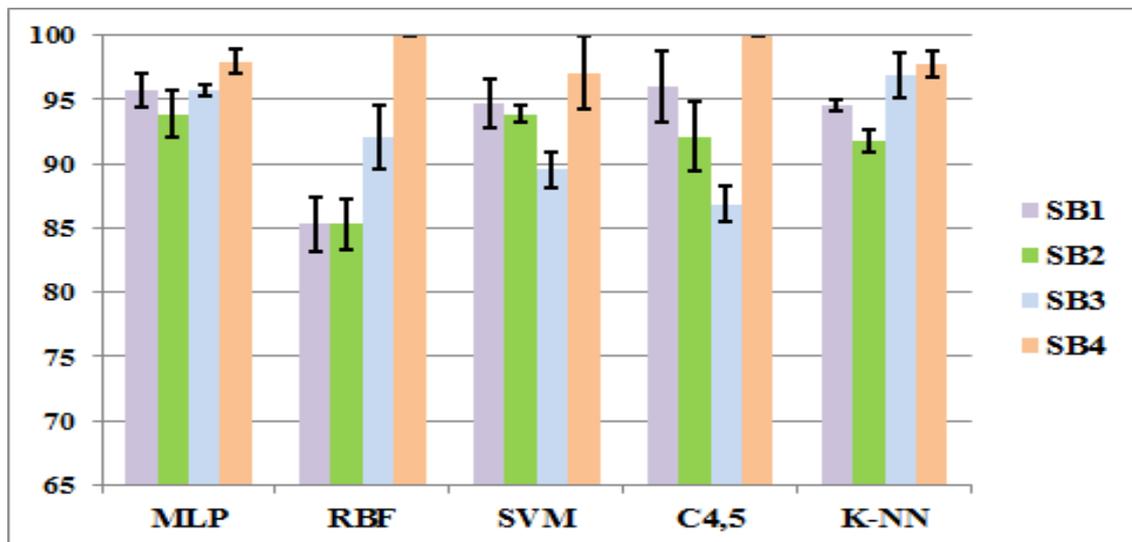


FIGURE 5.3 – Performances des différents classifieurs sur les quatre sous base de données

La Figure 5.3 présente les différents histogrammes qui illustrent les performances des cinq différentes techniques de classification (réseaux de neurones (multicouche et fonctions à base radiales), machine à vecteur de support, arbre de décision C4.5, et les K-plus proche voisins) appliquées aux quatre sous bases de données (SB1, SB2, SB3 et SB4).

Nous constatons qu’un bon apprentissage a été globalement obtenu par les cinq

différents classifieurs. En effet, le taux d'apprentissage de SB1 et SB4 varie entre 96% et 100 %, celui de SB2 prend des valeurs dans l'intervalle 97% - 99%, alors que le taux d'apprentissage de SB3 est de 98%. Les meilleurs résultats marqués en gras dans le tableau 5.2 sont illustrés par les histogrammes présentés dans la Figure 5.3 . Ces derniers présentent les taux de classification obtenus avec les différents classifieurs pour l'ensemble des sous bases de données.

Comme le montrent les histogrammes de la Figure 5.3 la meilleure classification a été obtenue par les réseaux de neurones multicouches (MLP) pour la première et la deuxième sous base de données, où le taux de classification est de $95,71 \pm 1,25$ pour SB1 et $93,89 \pm 1,89$ pour SB2. Les réseaux de neurones à base de fonctions radiales ont également permis d'avoir une reconnaissance parfaite ($T_c = 100\%$) de la quatrième sous base de données. La meilleure classification de la deuxième sous base de données (SB2) a été obtenue par les machines à vecteurs de supports $93,88 \pm 0,65$. Notons aussi que les arbres de décisions C4.5 ont également donné une bonne reconnaissance des quatre sous base de données. En effet, ils montrent une excellente classification de la première et la troisième sous base de données avec un taux de classification respectivement de $96,07 \pm 2,78$ et $96,88 \pm 1,42$ et une reconnaissance parfaite de la quatrième sous base de données. Finalement, le dernier classifieur K-NN a réussi une bonne reconnaissance de la troisième sous base de données ($96,88 \pm 1,42$).

Comme souvent indiqué dans la littérature scientifique, les méthodes MLP, RBF, SVM, C4.5 et les K-NN représentent des outils fiables [131, 132], et c'est la raison pour laquelle nous les avons utilisées dans notre base de données. Ils ont été utilisés en même temps dans nos différentes expériences et c'était une bonne initiative pour le test de cette nouvelle base. Chaque classifieur a fait preuve d'efficacité pour certaines sous bases de données, comme il a présenté des limites dans d'autres. C'est pourquoi, il est primordial d'ajouter un système permettant de minimiser les risques d'erreurs afin de réaliser une meilleure performance vu la délicatesse de la spécialité. Nous suggérons le système du vote majoritaire comme solution à ce problème.

Les résultats obtenus par l'étude individuelle de chaque sous base ont prouvé

leur efficacité. Par contre cette étude individuelle pose problème dans la chaîne de traitement de l'information, on constatera qu'il est inutile d'étudier la nature d'intubation trachéale (IT) ainsi que la technique d'anesthésie chez les patients refusés pour la chirurgie. En effet ces deux diagnostic ne sont plus nécessaires dans ce cas précis, et ne présenteront qu'une perte de temps inutile. C'est pour cela que nous proposons un prototype intelligent pour remédier à ce problème et capable de gérer cet obstacle, et d'invoquer les classificateurs opportuns seulement quand il le faut. Cette proposition est abordée dans la partie qui suit (après matrice de confusion).

Matrice de confusion

La matrice de confusion met en relation les décisions prises par le classifieur et les étiquettes des échantillons. C'est un outil qui sert à mesurer la qualité d'un système de classification. Comme le montre la Figure 5.4, sur la diagonale de la matrice de confusion nous trouvons les valeurs bien classés, et hors de la diagonale les éléments mal classés. La matrice de confusion est un paramètre d'évaluation qui prend en considération la bonne et la mauvaise reconnaissance des échantillons ainsi que la répartition des différentes classes.

Les matrices de confusion ont pour but de s'assurer de la fiabilité de reconnaissance individuelle de chaque classe par rapport aux autres c'est-à-dire les éléments bien reconnus pour une classe précise et mal reconnus pour les autres.

		Classe estimée			
		ω_1	ω_2	...	ω_C
Classe réelle	ω_1	$\epsilon_{1,1}$	$\epsilon_{1,2}$...	$\epsilon_{1,C}$
	ω_2	$\epsilon_{2,1}$	$\epsilon_{2,2}$...	$\epsilon_{2,C}$
	\vdots	\vdots		\ddots	\vdots
	ω_C	$\epsilon_{C,1}$	$\epsilon_{C,2}$...	$\epsilon_{C,C}$

FIGURE 5.4 – Présentation d'une matrice de confusion normalisée

Pour un système à C classes, nous définissons les indices $(i, j) \in \{1, \dots, C\}$, où w_i représente l'étiquette de la classe, N_{w_i} le nombre d'éléments de la classe i , et $\epsilon_{i,j}$

correspond au nombre d'éléments étiquetés de la classe i et identifiés comme des éléments de la classe j .

Dans la partie qui suit, une présentation des matrices de confusion relatives aux quatre sous bases de données (SB1, SB2, SB3, et SB4) est illustrée. Ces matrices représentent les résultats obtenus par les meilleurs classifieurs lors de l'expérimentation : les réseaux de neurones multicouches (MLP) pour SB1, des machines à vecteurs de supports (SVM) pour SB2, des K- plus proches voisins (K-NN) pour SB3 et finalement des réseaux de neurones à base de fonctions radiales (RBF) et les arbres de décisions (C4.5) pour SB4 car nous avons obtenus pour cette sous base une reconnaissance parfaite des patients par ces deux classifieurs.

Présentation de la matrice de confusion de SB1

La première sous base de données (SB1) comprend quatre classes ASA1, ASA2, ASA3 et ASA4.

Présentation de la matrice de confusion de SB2

La deuxième sous base de données (SB2) contient deux classes : patient acceptés pour la chirurgie et patients refusés pour la chirurgie.

(SB2)						
MLP			RBF			
	Acceptés	Refusés	Acceptés	Refusés		
Acceptés	732	23	701	54		
Refusés	56	79	54	81		
SVM		C4,5		K-NN		
	Acceptés	Refusés	Acceptés	Refusés	Acceptés	Refusés
Acceptés	738	17	715	40	726	45
Refusés	61	74	45	90	40	95

TABLE 5.4 – Matrice de confusion de SB2

Présentation de la matrice de confusion de SB3

La troisième sous base de données (SB3) contient deux classes : anesthésie locale (AL) et anesthésie générale (AG).

	(SB1)							
	MLP				RBF			
	ASA1	ASA2	ASA3	ASA4	ASA1	ASA2	ASA3	ASA4
ASA1	195	12	3	1	164	47	0	0
ASA2	12	359	16	3	30	331	21	8
ASA3	5	21	211	1	4	15	213	6
ASA4	0	2	5	44	0	0	2	49

	SVM				C4.5				K-NN			
	ASA1	ASA2	ASA3	ASA4	ASA1	ASA2	ASA3	ASA4	ASA1	ASA2	ASA3	ASA4
ASA1	194	6	5	2	196	6	4	1	195	14	2	0
ASA2	12	365	11	2	11	365	12	2	26	358	5	1
ASA3	5	20	208	5	3	20	209	6	7	34	197	0
ASA4	0	2	7	42	0	2	7	42	0	0	0	51

TABLE 5.3 – Matrice de confusion de SB1

(SB3)					
		MLP		RBF	
		AG	AL	AG	AL
AG		170	26	118	80
AL		15	677	0	692

		SVM		C4,5		K-NN	
		AG	AL	AG	AL	AG	AL
AG		122	76	188	10	181	17
AL		0	692	10	681	3	689

TABLE 5.5 – Matrice de confusion de SB3

Présentation de la matrice de confusion de SB4

La dernière sous base de données (SB4) contient deux classes : intubation facile (IF) et intubation difficile (ID).

(SB4)						
		MLP		RBF		
		IF	ID	IF	ID	
IF		720	13	733	0	
ID		5	152	0	157	
		SVM		C4,5		K-NN
		IF	ID	IF	ID	ID
IF		717	16	733	0	730 3
ID		10	147	0	157	5 152

TABLE 5.6 – Matrice de confusion de SB4

Nous avons effectué une évaluation par l’utilisation de différentes matrices de confusion pour les quatre sous base de données, tables 5.3, 5.4, 5.5, 5.6.

Le tableau (5.7) qui suit, présente les calculs obtenus pour le taux de reconnaissance individuel de chaque classe à partir des matrices de confusion :

	MLP	RBF	SVM	C4,5	K-NN
ASA1	92,41	77,72	93,71	94,68	92,41
ASA2	92,05	84,87	93,58	93,58	91,79
ASA3	88,65	89,49	87,39	87,81	83,12
ASA4	86,27	96,07	82,35	82,35	100
Acceptés pour la chirurgie	96,95	92,84	97,74	94,7	94,16
Refusés pour la chirurgie	58,51	60	54,81	66,66	70,37
Anesthésie locale	86,73	59,59	61,61	94,94	91,41
Anesthésie générale	97,83	100	100	98,55	99,56
Intubation facile	98,22	100	97,81	100	99,59
Intubation difficile	96,81	100	93,63	100	96,81

TABLE 5.7 – Taux de reconnaissance de chaque classe

Ces résultats ont été calculés en divisant le nombre d’instances bien classées par le nombre d’instances total. Après l’analyse de ces résultats, nous pouvons faire trois observations :

- Une mauvaise reconnaissance de la classe des patients refusés, et cela se justifie par la mauvaise reconnaissance des classes ASA3 et ASA4 par quelque classifieurs d’un côté, et du nombre insuffisants des patients qui présentent un IDM et/ou un AVC de moins de 6 mois.
- Une reconnaissance totale de quelques classes : ASA4 par le classifieur K-NN, l’anesthésie générale par les méthodes basées sur les classifieurs RBF et SVM, ainsi que l’intubation facile et difficile par les classifieurs RBF et C4.5.
- Pour toutes les autres classes, les différents classifieurs ont donné une bonne reconnaissance.

Rappelons que l’objectif principal de cette thèse est de fournir une aide aux MARs en quatre phases. Afin d’atteindre cet objectif, nous avons divisé notre base de données en quatre sous bases (SB1, SB2, SB3, et SB4), en s’assurant que chacune d’entre elles réalise une phase parmi les quatre vues précédemment.

Le but que nous voudrions atteindre consiste à proposer un système intelligent capable d’aider les médecins anesthésistes réanimateurs dans la consultation d’anesthésie. Pour cela, nous avons proposé un système contenant quatre blocs (FRAMEWORK1, 2, 3, et 4). Chacun de ces blocs se compose de trois unités (Data collection, Training / Test Module, et Majority voting Module) comme le montre la Figure 5.5.

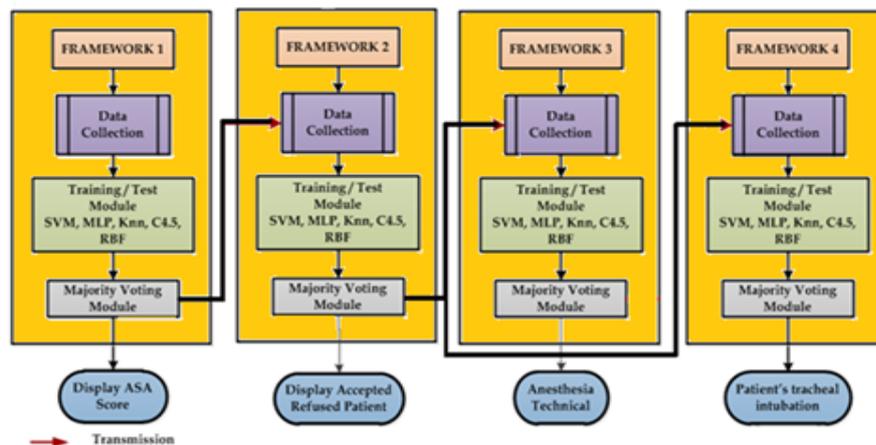


FIGURE 5.5 – Prototype proposé pour les MAR

Le premier FRAMEWORK proposé dans ce prototype est consacré à la détection de l’état physique du patient (son score ASA). Ce dernier est obtenu par l’appli-

cation des cinq techniques de classification en utilisant la première sous base de données SB1 (18 descripteurs et 898 patients). Le deuxième FRAMEWORK utilise la sous base de données SB2 (04 descripteurs et 898 patients). Son objectif est de déterminer si les patients seront acceptés ou refusés pour la chirurgie. Le troisième FRAMEWORK est consacré à la détection de la meilleure technique d'anesthésie pour le patient (anesthésie générale ou locale), c'est-à-dire celle qui offre le plus de sécurité. Pour cela, ce troisième FRAMEWORK utilise la sous base de données SB3 (04 descripteurs et 898 patients). Le quatrième FRAMEWORK a été proposé afin de détecter la nature de l'intubation trachéale du patient, à savoir facile ou difficile. Ce dernier utilise la quatrième sous base de données SB4 (06 descripteurs et 898 patients).

Rappelons que le risque en anesthésie est omniprésent. C'est pour cela que l'un des principaux objectifs visés par cette thèse est d'obtenir la meilleure classification ainsi que la meilleure précision permettant d'aider les MAR's dans leurs routine clinique, tout en assurant la meilleure sécurité pour le patient.

Le classement des classifieurs réalisés à partir de l'utilisation d'une base de données (BDD) de 898 patients est : MLP, C4.5, et SVM. Celui obtenu à partir de l'utilisation d'une BDD de 720 patients [133] est : SVM, MLP, C4.5. Ces résultats nous permettent de constater que le classement des classifieurs dépend de la taille de la BDD. Et comme la taille de cette dernière risque d'être augmentée, il nous semble nécessaire de laisser les 05 techniques de classification avec un système de vote à la majorité. Cela nous permettrait d'optimiser les résultats de notre classification.

Les résultats obtenus en utilisant le système du vote majoritaire pour les quatre FRAMEWORKS sont illustrés dans le tableau 5.8 qui suit [127] :

En analysant le tableau précédent, les résultats obtenus par les différents classifieurs sont satisfaisants. La meilleure classification a été obtenue par, les réseaux de neurones multicouches (MLP) et les arbres de décisions pour la première sous base de données. Les méthodes basées sur les classifieurs MLP et les SVM ont réalisé les meilleures performances pour la sous base SB2. Les meilleures classifications de la

	Taux de classification			
	FRAMEWORK 1	FRAMEWORK 2	FRAMEWORK 3	FRAMEWORK 4
SVM	87,52	91.42	89.20	94.5
C4.5	91,54	90.12	90.33	100
KNN	84,68	90.85	92.87	96.7
MLP	89,27	92.92	89.78	97.8
RBF	83,33	89.81	88.61	100
Vote majoritaire	92,59	94.07	93.70	100

TABLE 5.8 – Taux de classification de notre prototype

troisième sous base de données (SB3) ont été obtenues avec la technique des K-NN et les C4.5. Finalement, pour la dernière sous base de données (SB4), une reconnaissance parfaite ($T_c = 100\%$) a été obtenue avec la technique de classification RBF et C4.5.

Ce classement est le même que celui obtenu en effectuant le test individuel de chaque sous base. Cela nous confirme la robustesse du système proposé. Tous les FRAMEWORKS ont donné une bonne classification, mais le système de vote majoritaire les a améliorés.

Cela confirme la pertinence du choix des différentes techniques de classification et démontre aussi que le système de vote majoritaire est impératif dans le domaine d'anesthésie.

Dans la partie suivante, nous allons établir une évaluation graphique à l'aide des courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) afin de vérifier la pertinence des différents descripteurs de notre base de données.

3.2 Évaluation graphique

Courbe ROC

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est une méthode de représentation graphique qui permet de mesurer la performance d'un classifieur binaire d'un côté, et de mesurer la pertinence des différents descripteurs d'un autre côté.

Cette méthode d'évaluation a été inventée pendant la deuxième guerre mondiale afin de déterminer un seuil de séparation entre le signal radar et le bruit. Depuis plusieurs années, son utilisation est devenue incontournable comme méthode d'évaluation, [134,135] des systèmes d'aide à la décision, comme celui du domaine d'aide au diagnostic médical [136]. Pour la représentation de la courbe ROC, plusieurs manières (choix des axes de la courbe) basées sur la matrice de confusion sont possibles :

- Le taux de Vrais Positifs (VP) en ordonnée et le taux de Faux Positifs (FP) en abscisse. [137]
- Le taux de Vrais Négatifs (VN) en ordonnée et le taux de Vrais Positifs (VP) en abscisse. [138]
- Le taux de Faux Positifs (FP) et le Faux Négatifs (FN) en abscisse. [139]

Sachant que les :

- VP : représentent le nombre d'individus malades classés malades.
- FP : représentent le nombre d'individus non malades classés malades.
- FN : représentent le nombre d'individus malades classés non malades.
- VN : représentent le nombre d'individus non malades classés non malades.

Mais d'une manière générale, les courbes ROC sont représentées selon la première approche, c'est à dire (VP en ordonnée et le taux de FP en abscisse). Cette méthode est robuste et permet aussi de s'affranchir de la connaissance des taux de classification ainsi que de la distribution des classes [137].

Afin de déterminer la validité d'un test, le calcul de la surface sous la courbe (Area Under the Curve (AUC)) est nécessaire. La valeur de l'AUC permet d'évaluer le classifieur. Comme le montre la Figure 5.6 une valeur de l'AUC égale à 1, signifie que, face à deux patients (malade et non malade), le test permet de distinguer dans 100% des cas les patients malades de ceux qui ne le sont pas. A l'inverse, lorsque le test n'est pas discriminant, la probabilité de distinguer le patient malade du patient non malade est de 50%. Dans ce cas, l'AUC est égale à 0,5. Entre ces deux extrêmes, tous les cas sont possibles. La surface sous la courbe dépend de l'allure générale de

la courbe, et donc de la sensibilité et de la spécificité du test.

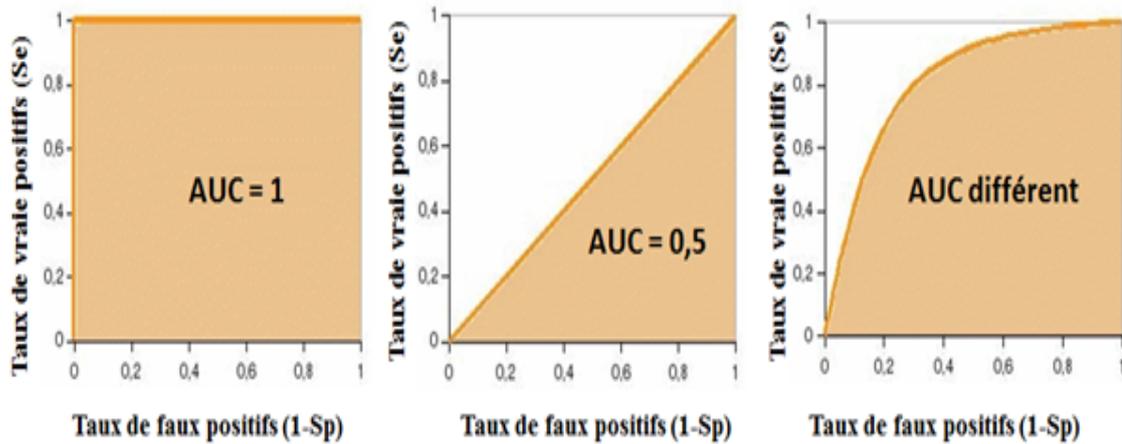


FIGURE 5.6 – Présentation d'une courbe ROC

Le calcul de l'AUC est basé sur le calcul d'une intégrale, étant difficile à réaliser, une approximation des calculs a été proposée dans [140, 141] et peut se faire selon la formule suivante :

$$UC = \frac{w_1 - \frac{n_1(n_1+1)}{2}}{n_1 * n_0}$$

w_1 : La somme des rangs des personnes malades (valeur de Wilcoxon).

n_1 : Nombre de personnes malades.

n_0 : Nombre de personnes non-malades.

La partie suivante aborde les courbes ROCs relatives à l'utilisation des quatre sous base de données (SB1, SB2, SB3, et SB4). Nous avons jugé inutile de toutes les présenter, c'est pourquoi nous ne choisirons que celles obtenues avec les meilleurs classifieurs MLP pour SB1, SVM pour SB2, C4.5 pour SB3, et RBF pour SB4.

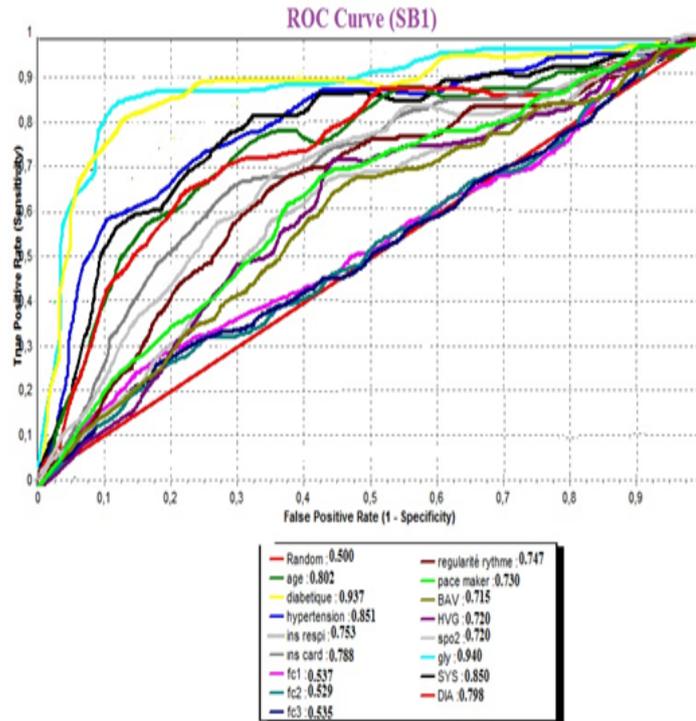


FIGURE 5.7 – Courbe ROC de la première sous base de données

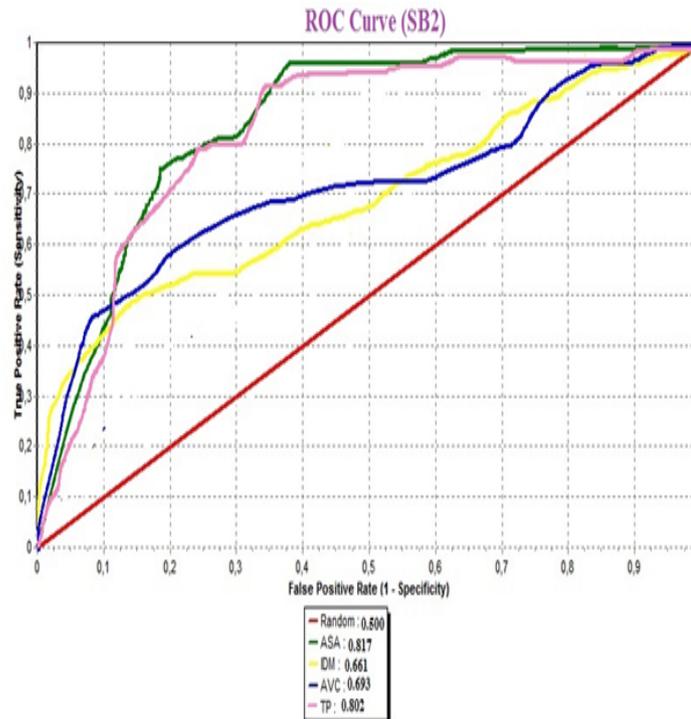


FIGURE 5.8 – Courbe ROC de la deuxième sous base de données

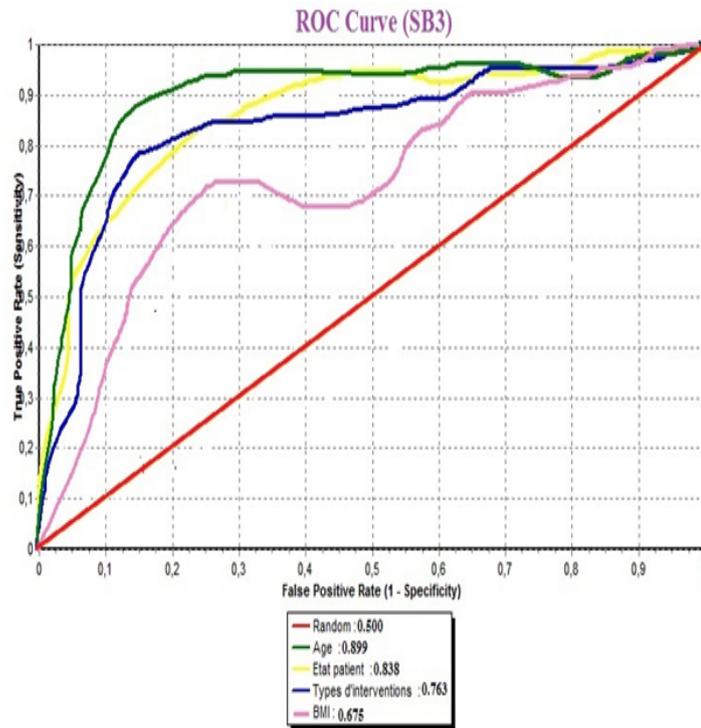


FIGURE 5.9 – Courbe ROC de la troisième sous base de données

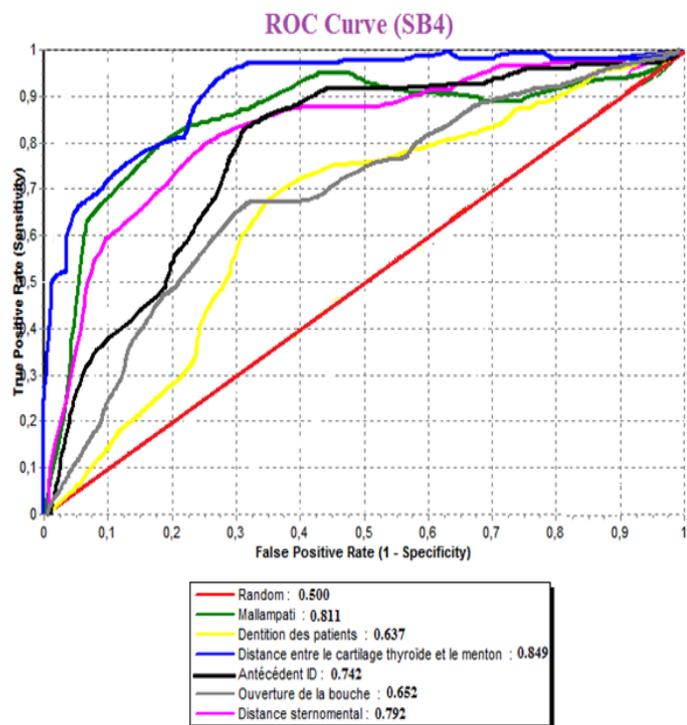


FIGURE 5.10 – Courbe ROC de la quatrième sous base de données

La première courbe ROC (Figure 5.7) a été obtenue en appliquant le classifieur MLP à la première sous base de données, la 2ème (Figure 5.8) en appliquant la méthode basée sur le classifieur SVM à la sous base SB2, la 3ème (Figure 5.9) en appliquant le classifieur C4.5 à la SB3, et finalement la 4ème (Figure 5.10) en appliquant technique RBF à la sous base SB4.

En analysant la première courbe (Figure 5.7), nous remarquons que les descripteurs : glycémie, diabétique, âge, hypertension, et systole possède une très grande pertinence, c'est-à-dire un $AUC > 0.8$. La diastole, les insuffisances respiratoires et cardiaques, la présence du pacemaker, du HVG, du BAV et de la régularité du rythme sont également pertinents. Par contre les trois fréquences cardiaques (fc1, fc2 et fc3) n'ont pas d'importance. Or, dans la littérature médicale la fréquence cardiaque est un paramètre important. Notre classifieur avait du mal à identifier ces trois paramètres. Ceci s'explique par l'instabilité de la fréquence cardiaque chez les différents sujets. En effet, quand il s'agit d'un enfant ou d'un nouveau-né la fréquence cardiaque normale est trop élevée alors qu'elle est considérée comme une tachycardie chez un patient adulte. Et puisque le nombre d'enfants n'est pas important dans notre base de données, ce descripteur n'a pas été identifié correctement.

Dans la deuxième courbe (Figure 5.8), le score ASA et TP sont automatiquement reconnus. Ce qui n'était pas le cas pour l'AVC et l'IDM. Ceci s'explique également par le nombre insuffisant de patients qui présentent un IDM et/ou un AVC.

On constate sur la courbe 3, (Figure 5.9), que l'identification de l'âge et l'état du patient, sont pertinents, le type d'intervention reste moins adéquat. En ce qui concerne le BMI, ce descripteur n'a pas été pris en considération.

Enfin, sur la courbe 4, (Figure 5.10), le score de Mallampati, la distance entre le cartilage thyroïde et le menton sont les descripteurs les plus importants. L'ouverture de la bouche reste moins significative.

4 Conclusion

L'ensemble des résultats obtenus par les différents classifieurs (MLP, RBF, SVM, C4.5 et Kppv) ainsi que celui du vote majoritaire appliqués à notre base de données sont satisfaisants.

La meilleure classification a été obtenue par, les réseaux de neurones multicouches (MLP) et les arbres de décisions pour la première sous base de données. Les méthodes basées sur les classifieurs MLP et les SVM ont réalisés les meilleures performances pour la sous base SB2. Les meilleures classifications de la troisième sous base de données (SB3) ont été obtenues avec la technique des K-NN et les C4.5. Finalement, pour la dernière sous base de données (SB4), une reconnaissance parfaite ($T_c = 100\%$) a été obtenue avec les deux techniques de classification RBF et C4.5.

Ce classement est le même que celui obtenu en effectuant le test individuel de chaque sous base. Cela nous confirme la robustesse du système proposé. Tous les FRAMEWORKS ont donné une bonne classification, mais le système de vote majoritaire les a améliorés. Cela confirme la pertinence du choix des différentes techniques de classification et confirme aussi que le système de vote majoritaire est impératif dans le domaine d'anesthésie.

Ces résultats ont été confirmés par les différents critères d'évaluations (taux de classification, variance, matrice de confusion, ainsi que les courbes ROC).

Néanmoins nous pouvons optimiser nos résultats pour une meilleure fiabilité du système et cela en augmentant la taille de notre base de données d'une manière ciblée c'est-à-dire ajouter des patients correspondant aux catégories : nouveaux nés, enfants, patients présentant un IDM et/ou un AVC, pour une bonne reconnaissance.

Conclusion générale

Le développement des systèmes d'aide au diagnostic médical présente aujourd'hui un domaine de recherche très motivant. En effet, beaucoup de chercheurs travaillant dans le domaine d'intelligence artificielle essayent de proposer des systèmes automatiques intelligents capables d'aider les médecins dans leurs routines cliniques.

Plusieurs difficultés sont rencontrées lors de la réalisation de ces systèmes, parmi lesquels nous citons : l'indisponibilité des bases de données standardisées, la variabilité des données inter et intra sujets, etc. Afin de surmonter ces difficultés, les chercheurs sont obligés de travailler en collaboration avec les médecins tout en utilisant les différentes techniques de classification.

L'objectif de cette thèse était de proposer un outil intelligent destiné aux médecins anesthésistes réanimateurs afin de leur faciliter une partie de leurs routines cliniques qui est la consultation pré-anesthésique.

Le choix de la spécialité d'anesthésie - Réanimation comme domaine d'application se justifie par sa spécificité, car le Médecin Anesthésiste Réanimateur est confronté directement à la vie, la vie difficile et parfois à la mort d'un patient.

La première contribution de notre thèse est la construction d'une nouvelle base de données en collaboration avec plusieurs structures et médecins anesthésistes réanimateurs.

La deuxième contribution de ce travail consiste à proposer et réaliser un prototype intelligent capable d'aider les MARs en quatre étapes. Le rôle de la première est de détecter le score American Society of Anesthetist (ASA score) qui est un paramètre prédictif du risque opératoire. L'objectif de la seconde est de décider si

le patient peut être accepté, refusé ou reporté pour une intervention chirurgicale. Quant à la troisième étape, elle prévoit la meilleure technique d'anesthésie (anesthésie générale, anesthésie locale) à appliquer. Finalement la quatrième phase a pour but d'élaborer la nature de l'intubation du patient (facile ou difficile). Ces quatre phases sont les étapes primordiales de la consultation d'anesthésie.

Différentes techniques de classification avec un apprentissage supervisé ont été testées dans le prototype proposé, à savoir les machines à vecteur de support, les arbres de décision, les fonctions à base radiale, les réseaux de neurones, ainsi que les K- plus proche voisin. Un système du vote majoritaire a été proposé pour se rapprocher au maximum de l'avis du médecin anesthésiste réanimateur.

Les cinq techniques de classification proposées dans ce travail ont permis d'avoir de bons résultats, mais l'approche du vote majoritaire les a amélioré.

Il n'en reste cependant pas moins que cette thèse constitue les fondements d'un travail à poursuivre. Les perspectives futures sont en premier lieu l'augmentation de la taille de la base de données tout en choisissant les patients d'une manière ciblée, c'est-à-dire augmenter les catégories pour lesquelles le nombre de patients est réduit, comme le cas des nouveaux nés par exemple et cela pour assurer une variété de données différentes.

En second lieu, nous proposons l'utilisation d'autres techniques de classification intelligentes qui pourraient fournir plus d'interprétabilité aux résultats afin de permettre une classification correcte et précise des patients, car la spécialité d'anesthésie est un domaine à haut risque.

La troisième perspective de la thèse consiste à introduire une technique de traitement d'image dans le quatrième FRAMEWORK de notre prototype afin de détecter automatiquement la classe de Mallampati.

La quatrième perspective concerne l'amélioration des performances de notre pro-

totype en adoptant la stratégie du vote pondéré.

Nous souhaitons également, est que les différents chercheurs de ce domaine se servent de cette base, et cela dans le but de créer un Benchmarking qui favorise l'amélioration maximale des résultats. Ceci assurerait une meilleure sécurité pour le patient et le médecin.

Bibliographie

- [1] Silvia Pontone and Nicolas Brouard, “La démographie des anesthésistes réanimateurs,” *JARCA*, pp. 1–17, 2012.
- [2] *La greve des anesthésistes-réanimateurs dure depuis 23 jours*, 28 Juin 2012.
- [3] William Rosenblatt H, “The airway approach algorithm : A decision tree for organizing preoperative airway information,” *Journal of Clinical Anesthesia*, vol. 16, pp. 312–316, 2004.
- [4] Kuo-Chuan Hung, “A novel modified method of using trachway intubating stylet for awake tracheal intubation in patients with anticipated difficult airway,” *Acta Anaesthesiologica Taiwanica*, vol. 51, pp. 90–93, 2013.
- [5] Enas Abd El Motlb and Alaa El Deeb, “Tracheal intubation for cesarean section without muscle relaxant : An alternative for rapid tracheal intubation with no adverse neonatal effect,” *Egyptian Journal of Anaesthesia*, vol. 27, pp. 13–17, 2011.
- [6] Olivier Caelena, Olivier Caillouxb, Djamal Ghoundiwalb, Abhilash Alexander Mirandaa, Luc Barvaisb, and Gianluca Bontempia, “Real-time prediction of an anesthetic monitor index using machine learning,” *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 7, pp. 1–15, June 2011.
- [7] Absalom A R and Kenny G N, “Closed-loop control of propofol anaesthesia using bispectral index (tm) : performance assessment in patients receiving computer-controlled propofol and manually controlled remifentanil infusions for minor surgery,” *British Journal of Anaesthesia*, vol. 90(6), pp. 737–741, 2003.

-
- [8] Karpagavalli, Jamuna K, and Vijaya, “Machine learning approach for preoperative anaesthetic risk prediction,” *International Journal of Recent Trends in Engineering*, vol. 1(2), pp. 167–179, May 2009.
- [9] Mohammad Nasir Ayub Khan, Mohammad Zafar Rabbani, Rashid Qureshi, Muhammad Zubair, and Muhammad Jawad Zafar, “The predictors of difficult tracheal intubations in patients undergoing thyroid surgery for euthyroid goiter,” *Journal Pak Med Assoc*, vol. 60(9), pp. 736–738, September 2010.
- [10] Qing Yan, Hongmei Yan, Fei Han, Xinchuan Wei, and Tao Zhu, “Svm-based decision support system for clinic aided tracheal intubation predication with multiple features,” *Expert Systems with Applications*, vol. 30, pp. 6588–6592, 2009.
- [11] Peter K Lutz, “The medical algorithms project, ch31. anaesthesiology,” *Preoperative Patient Classification and Preparation*, vol. 334, pp. 681–687, 2008.
- [12] Donati A, Ruzzi M, Adrario E, Pelaia P, Coluzzi F, Gabbanelli V, and Pietropaoli P, “A new and feasible model for predicting operative risk,” *British Journal of Anaesthesia*, vol. 6(25), pp. 393–399, 2004.
- [13] Vanhecke TE, Gandhi M, McCullough PA, Lazar MH, Ravikrishnan KP, and Kadaj P, “Outcomes of patients considered for, but not admitted to, the intensive care unit,” *Crit. Care Med*, vol. 36(3), pp. 812–817, Mars 2008.
- [14] Strauss MJ, LoGerfo JP, Yeltatzie JA, Temkin N, and Hudson LD, “Rationing of intensive care unit services. an everyday occurrence,” *JAMA*, vol. 255(9), pp. 1143–1146., Mars 1986.
- [15] Dawson JA, “Admission, discharge, and triage in critical care,” *Principles and practice Crit Care Clin*, vol. 9(3), pp. 555–574, 1993.
- [16] Rubenfeld GD, Angus DC, Pinsky MR, Curtis JR, Connors AF, and Bernard GR., “Outcomes research in critical care : results of the american thoracic society critical care assembly workshop on outcomes research.,” *The Members of the Outcomes Research Workshop. Am. J. Respir. Crit. Care Med.*, vol. 160(1), pp. 358–367, July 1999.
- [17] Sprung CL and Eidelman, “Triage decisions for intensive care in terminally ill patients,” *Intensive Care Med*, vol. 23(10), pp. 1011–1014, October 1997.

- [18] Mohammed El Amine LAZOUNI and Mohammed Amine Chikh, “Reconnaissance intelligente des patients en phase préopératoire classification automatique d’asa,” in *1ere Journée Doctorale en génie biologique et médical*, Mai 2011.
- [19] Chavagnac B, *Une histoire de l’anesthésie par Raymond Deleuze*, Paris, 2008.
- [20] Zimmer M, *Histoire de l’anesthésie méthodes et techniques au XIXe siècle*, Paris, 2008.
- [21] Marie-Thérèse Cousin, *L’anesthésie- réanimation en France*, Pa, 2005.
- [22] Sylvie Froncht-Hirsch, *Chroniques d’un anesthésiste*, Medecine sciences publications.
- [23] Mohammed El Amine LAZOUNI, Mostafa EL HABIB DAHO, and Mohammed Amine CHIKH, “Un systeme multi-agent pour l’aide au diagnostic en anesthésie,” in *Biomedical Engineering International Conference (BIOMEIC 12)*, October 2012.
- [24] Compere V and Dureuil B, *Consultation d’anesthésie*, 51e congrès national d’anesthésie et de réanimation, 2009.
- [25] Ministere des Affaires Sociales de la Santé et de la Ville, “Décret no 94-1050 du 5 décembre 1994,” *Journal Officiel de la République Francaise*, vol. 17383-5, 8 décembre 1994.
- [26] Bricard H, “De la consultation d’anesthésie,” *Ann Fr Anesth Réanim*, vol. 18, pp. 829–830, 1999.
- [27] Dr Anwar Chekraoui, “Recommandations concernant la sécurité anesthésique,” in *Société Marocaine d’anesthésie réanimation SMAR*, Fevrier 2008.
- [28] Lienhart A, Auroy Y, and Péquignot F, “Survey of anesthesia-related mortality in france,” *Journal Of Anesthesiology*, vol. 105, pp. 1087–1097, 2006.
- [29] Fischer SP, “Development and effectiveness of an anesthesia preoperative evaluation clinic in a teaching hospital.,” *Journal Of Anesthesiology*, vol. 85, pp. 196–206, 1996.
- [30] Bryson GL, Wyand A, and Bragg PR, “Preoperative testing is inconsistent with published guidelines and rarely changes management,” *Can J Anesth*, vol. 53, pp. 236–241, 2006.

- [31] Firegan BA, Rashig S, and Mc Alister FA, "Selective ordering of preoperative investigations by anesthesiologists reduces the number and cost of tests," *Can J Anesth*, vol. 20, pp. 575–580, 2005.
- [32] De Cock J, *Examens préopératoires*, Ph.D. thesis, INAMI, Conseil National De Promotion De La Qualite Bruxelles, 2005.
- [33] Ferschl MB, Tung A, and Sweitzer BJ, "Preoperative clinic visits reduce operating room cancellations and delays," *Journal Of Anesthesiology*, vol. 103, pp. 855–859, 2005.
- [34] American Society of Anesthesiologists, "New classification of physical status," *Journal Of Anesthesiology*, vol. 24, pp. 111, 1963.
- [35] Capt Wendy, Maura S, and Ken Miller, "Variability in the american society of anesthesiologists physical status classification scale," *AANA journal*, vol. 71(4), pp. 114–117, August 2003.
- [36] Foex P, "Preoperative assessment of patients with cardiac disease," *British Journal Anesthesia*, vol. 15, pp. 50–55, 1978.
- [37] John C and Snow MD, "Anesthésie générale," in *Manuel d'anesthésie 2eme édition*, Elsevier Masson, Ed. 1991, p. 81, SFAR.
- [38] John C and Snow MD, "Choix de l'anesthésie," in *Manuel d'anesthésie 2eme édition*, Elsevier Masson, Ed. 1991, SFAR.
- [39] Benaïcha Fatima, "Les criteres de choix entre l'anesthésie générale et locorégionale en traumatologie," M.S. thesis, Université PARIS XII Val de Marne, 2012.
- [40] John C and Snow M D, "Anesthésie locale et régionale," in *Manuel d'anesthésie 2eme édition*, El, Ed. 1991, SFAR.
- [41] John C and Snow MD, "Avantages, anesthésie locale," in *Manuel d'anesthésie 2eme édition*, 1991.
- [42] Safran D and Journois D, "Quels sont les inconvénients et les risques propre aux anesthésies locorégionales," in *Consultation d'anesthésie*, 2007.
- [43] Vazel L, Potard G, Martins-Carvalho C, LeGuyader M, Marchadour N, and Marianowski R, "Intubation : technique, indication, surveillance, complications," in *EMC Oto Rhino Laryngologie*, 2004.

- [44] Hervé Quintard, “Extubation en réanimation,” in *La société française d’anesthésie et de la réanimation.*, 2012.
- [45] Mohammad Nasir Ayub Khan, Mohammad Zafar Rabbani, Rashid Qureshi, Muhammad Zubair, and Muhammad Jawad Zafar, “The predictors of difficult tracheal intubations in patients undergoing thyroid surgery for euthyroid goiter,” *Journal of Pakistan Medical Association*, vol. 60, pp. 736–741, 2010.
- [46] Booth JB, “Trachetomy and tracheal intubation in military history,” *Journal of the royal society of medicine*, vol. 93, pp. 147–158, 2000.
- [47] Brandt L and Goerig M, “The history of tracheotomy,” *Journal Of Anaesthetist*, vol. 35(5), pp. 279–283, 1986.
- [48] Langeron O, Masson E, Huraux C, Guggiari M, Bianchi A, and Coriat P, “Prediction of difficult mask ventilation,” *Journal Of Anesthesiology*, vol. 92, pp. 1229–1236, 2000.
- [49] Iohom G, Roynayne M, and Cunningham AJ, “Prediction of difficult tracheal intubation,” *Eur J Anaesthesiol*, vol. 20, pp. 31–36, 2003.
- [50] Lopez C and Cros AM, “Role of the orl anesthesist in foreseen or unforeseen difficult intubation,” *Rev Med Suisse Romande*, vol. 119, pp. 883–886, 1999.
- [51] Louville Yves, *Physiologie circulatoire et ventilatoire anesthésie réanimation : Les complications de l’anesthésie*, Paris, 1994.
- [52] Blakrishnan K and Honavar V, *Intelligent diagnosis systems*, Ph.D. thesis, Iowa State University (USA), 1997.
- [53] Meneganty M, Saviello FS, and Tagliaferri R, “Fuzzy neural networks for classification and detection of anomalies,” *IEEE transactions neural networks*, vol. 9(5), pp. 848–861, 1998.
- [54] Palmero GIS and Santamaria JJ, “Fault detection and fuzzy rule extraction in ac motors by a neuro fuzzy art based system,” *Engineering applications of artificial intelligence Elsevier*, vol. 18, pp. 867–874, 2005.
- [55] Vuckovic A, Radivojevic V, Chen A C N, and Poporvic D, “Automatic recognition of alertness and drowsiness from eeg by an artificial neural network,” *Medical engineering & physics*, vol. 24(5), pp. 349–360, June 2002.

- [56] Wolf A, Barbosa CH, Monteiro EC, and Velsaco M, “Multiple mlp neural networks applied on the determination of segment limits in eeg signals,” in *International work conf on artificial and natural NN*, 2003 June.
- [57] Justus H, Edward M, and Paul E, “Interactively training pixel classifiers,” *International journal of pattern recognition and artificial intelligence*, vol. 13(2), pp. 171–194, 1999.
- [58] Yan H, Jiang Y, Zheng J, Peng C, and Li Q, *A multi layer perceptron based medical support system for heart disease diagnosis*, 2005.
- [59] Haykin S, “Neural networks a comprehensive foundation,” in *Second ED prentice-hall*, 1999.
- [60] Rehman H U, Linkens D A, and Asbury A J, “Neural networks and nonlinear regression modeling and control of depth of anesthesia for spontaneously breathing and ventilated patients,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 40(4), pp. 222–247, 1993.
- [61] Reza Shalbah, Hamid Behnam, Jamie W Sleigh, Alistair Steyn-Ross, and Logan J Voss, “Monitoring the depth of anesthesia using entropy features and an artificial neural network,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 218(1), pp. 17–24, 2013.
- [62] Chao-Shun Lin, Jainn-Shiun Chiu, Ming-Hui Hsieh, Martin S Mok, Yu-Chuan Li, and Hung-Wen Chiu, “Predicting hypotensive episodes during spinal anesthesia with the application of artificial neural networks,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 92(2), pp. 193–197, November 2008.
- [63] Polikar R, *Pattern Recognition*, Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering, M. Akay, 2006.
- [64] Dzuida D M, *Data Mining for Genomics and Proteomics : Analysis of Gene and Protein Expression Data*, 2010.
- [65] Mahfuzah Mustafa, Mohd Nasir Taib, Zunairah Hj Murat, and Norizam Sulaiman, “Comparison between knn and ann classification in brain balancing application via spectrogram image,” *Journal of Computer Science & Computational Mathematics*, vol. 2, pp. 4–17, April 2012.

- [66] McEwen J A, Low M D, Yonemoto J, Martinelli F, and Will Gersch, “A kullback leibler nearest neighbor rule classification of eegs : The eeg population screening problem, an anesthesia level eeg classification application,” *Computers and Biomedical Research*, vol. 13(3), pp. 283–296, 1980.
- [67] Taslimi P, Rabiee H R, and Shakouri, *An empirical centre assignment in RBF network for quantification of anaesthesia using wavelet-domain features*, Neural Engineering, 2009.
- [68] Nunes C S, Mendonca T F, Amorim P, Ferreira D A, and Antunes L, “Comparison of neural networks, fuzzy and stochastic prediction models for return of consciousness after general anesthesia,” in *Decision and Control*, 2005.
- [69] Nunes CS, Mendonca TF, Amorim P, Ferreira DA, and Antunes L, “Radial basis function neural networks versus fuzzy models to predict return of consciousness after general anesthesia,” in *26th Annual International Engineering in Medicine and Biology Society*, 2004.
- [70] Labbaf QH, Aliyari M, and Teshnehlabb M, “A new approach in drug delivery control in anesthesia,” in *International Conference on Systems Man and Cybernetics (SMC)*, October 2010.
- [71] Quinlan JR, “Induction of decision trees,” *Machine Learning*, vol. 1(1), pp. 81–106, 1986.
- [72] Quinlan JR, “Generating production rules from decision trees,” in *The 10th International joint Conference on Artificial Intelligence*, 1987.
- [73] Quinlan JR, Hayes JE, Michie D, and Richard J, “Decision trees and multi-valued attributes,” *Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 305–318, 1988.
- [74] Quinlan JR, *C4.5 : Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann, 1993.
- [75] William H Rosenblatt, “The airway approach algorithm : a decision tree for organizing preoperative airway information,” *Journal of Clinical Anesthesia*, vol. 17(5), pp. 404–409, 2005.
- [76] Laurent G Glance, “The cost effectiveness of anesthesia workforce models : A simulation approach using decision-analysis modeling,” *ANESTH ANALG journal*, vol. 90, pp. 584–592, 2000.

- [77] Heather Linder, “Decision tree-based learning improves anesthesia consumption predictions,” in *ASC COMMUNICATIONS*, November 2012.
- [78] Stanski D R and Shafer S L, *Measuring depth of anesthesia, Miller’s Anesthesia*, Philadelphia : Elsevier Churchill Livingstone, 2008.
- [79] Yee P V and Haykin S, *Regularized Radial Basis Function Networks : Theory and Applications*, 2001.
- [80] Quinlan J R, “Induction of decisions trees,” *Machine Learning*, vol. 1, pp. 81–106, 1986.
- [81] Lim S, Loh W, and Shih Y, *A comparison of Prediction of Accuracy Complexity and Training Time of Thirty-three Old and New Classification Algorithms*, Kluwer Academic, 2000.
- [82] Jang J, Sun C, and Mizutani E, “Neuro-fuzzy and soft computing,” in *Prentice Hall*, 1997.
- [83] Lopez de Mantaras, “Id3 revisited : A distance-based criterion for attribute selection,” in *Methodologies for Intelligent Systems*, 1989.
- [84] Breiman L, Friedman J, Olshen R, and Stone C, *Classification and Regression Tree*, Statistics/Probability Series, 1984.
- [85] Gabriel Cuendet L, An Yuce, Jean-Philippe Thiran, Matteo Sorci, Patrick Schoettker, and Christophe Perruchoud, “Automatic mallampati classification using active appearance models,” in *International Workshop on Pattern Recognition for Healthcare*, 2012.
- [86] Laurent Glance G, Stewart Lustikc J, Dward Hannan L, Turner Osler M, Dana Mukamel B, Feng Qian, and Andrew Dick X, “The surgical mortality probability model derivation and validation of a simple risk prediction rule for noncardiac surgery,” *Annals of Surgery*, vol. 255(4), pp. 147–151, April 2012.
- [87] Mambourg F, Dargent G, Van Den Bruel A, and Ramaekers D, “Evaluation des risques préopératoires,” in *Centre Fédéral d expertise des soins de santé (KCE)*, October 2004.
- [88] Saklad M A, “New classification of physical status,” *Anesthesiology*, vol. 24, pp. 111, 1963.

- [89] Kristian Bjorgul, Wendy M Novicoff, and Khaled J Saleh, “American society of anesthesiologist physical status score may be used as a comorbidity index in hip fracture surgery.,” *The Journal of Arthroplasty*, vol. 25(6), 2010.
- [90] William D and Owens MD, “Société américaine des anesthésistes système de classification de l’état physique n’est pas un système de classification des risques,” *Anesthésiologie*, vol. 94(2), pp. 378, 2001.
- [91] Lema Mark J, “L’utilisation de la classification de l’état physique asa peut etre une affaire risqué,” *American Society of Anesthésiologistes*, vol. 66(9), pp. 114–118, 2007.
- [92] Saklad MA, “Classement des patients pour des interventions chirurgicales,” *Anesthesiology*, vol. 4, pp. 281–285, 1941.
- [93] Spell Nathan O, Lubin Michael F, Smith Robert Metcalf, and Dodson Thomas F, *Gestion médicale du patient chirurgical*, vol. 7, 2006.
- [94] Petit JP, “La cohérence de la classification asa,” *Anesthésie*, vol. 50(7), 1995.
- [95] Segal Scott, “Les femmes se présentant en travail devrait etre classée comme asa e,” in *Bulletin d’hiver*, 2003.
- [96] Kazim Serhan Ozcan, Damirbek Osmonov, Izzet Erdinler, Servet Altay, Ersin Yildirim, Ceyhan Turkkan, Hakan Hasdemir, Nazmiye Cakmak, Ahmet Taha Alper, Seckin Satilmis, and Kadir Gurkan, “Management of patients with drug-induced atrioventricular block,” *Pacing and Clinical Electrophysiology*, vol. 35(7), pp. 804–810, July 2012.
- [97] Jean Sende, *Hypertrophies Ventriculaires Gauches*, APPRENDRE L’ECG, 2008.
- [98] Carlos Vialfa, *Glycémie a jeun et post-prandiale*, Santé-Médecine, 28 Juillet 2013.
- [99] Dr Moulalek M, *Maladies cardiovasculaires surmortalité des femmes par infarctus du myocarde*, El Watan, 26 Mai 2013.
- [100] Ferrieres J and Cambou J, “Epidemiologie du syndrome coronaire aigu en france,” *Annales de Cardiologie et Angeiologie*, vol. 56, pp. 8–15, 2007.
- [101] ZHOU Zhou, *Accidents Vasculaires Cérébraux (AVC) : conséquences fonctionnelles et dysphagie associée*, Ph.D. thesis, Université de Limoges, 2009.

- [102] Dr Djaouad Bouchenak, *Les accidents vasculaires cérébraux : Mise en place d'un dispositif de prise en charge dans la wilaya Tlemcen*, Ph.D. thesis, Faculté de la médecine de Tlemcen, 2013.
- [103] René Caque, *Taux de prothrombine (TP) ou temps de Quick*, Guide infirmier des examens de laboratoire, 2011.
- [104] Ciara Ambrosea and Michael Taylorb, "Tracheal intubation," *Journal of Anaesthesia & Intensive Care Medicine*, vol. 5(9), pp. 286–314, September 2004.
- [105] Karkouti K and McCluskey SA, "Perioperative blood conservation," *CANADIAN JOURNAL OF ANESTHESIA*, vol. 54, pp. 861–868, 2007.
- [106] Vapnik Vladimir N, *The nature of statistical learning theory*, Springer-Verlag New York, Inc, New York, NY, USA, 1995.
- [107] Nello Cristianini and John Shawe Taylor, "An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods," in *The press syndicate of the university of Cambridge*, 2000.
- [108] Fan Yang, Micel Paindavoine, Dominique Ginhac, and Julien Dubois, "Implementation dun reseau de neurones rbf sur des systemes embarques la detection et la reconnaissance de visages en temps reel," *Traitement du signal*, vol. 22(5), pp. 549–562, September 2005.
- [109] Hardy R L, "Theory and applications of the multi-quadric-biharmonic method :20 years of discovery," *Computers and mathematics with applications*, vol. 19(8), 1990.
- [110] Powell M J D, *Radial Basis Functions for Multivariate Interpolation : A Review in Algorithms for the Approximation of Functions and Data*, Mason J C and Cox M G, 1987.
- [111] Borgi A, *Apprentissage supervisé par génération de regles le systeme SURACE*, Ph.D. thesis, Université de Paris 6, 1999.
- [112] Moody J and Darken C, "Learning with localized receptive fields," in *Connectionist Models Summer School (Pittsburgh 1988)*, 1989, pp. 133–143.
- [113] Moody J and Darken C, "Fast learning in networks of locally-tuned processing units," *Neural Computation*, vol. 1(2), pp. 281–294, 1989.

-
- [114] Poggio T and Girosi F, “Networks for approximation and learning,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 78(9), pp. 1481–1497, 1990.
- [115] Marc Parizeau, *Réseaux de neurones gif-21140 et gif-6432*, Ph.D. thesis, Université Laval, 2004.
- [116] BEKARA M, Knockaert Luc, SEGHOUANE AK, and FLEURY G, “Seismic signal denoising using model selection.,” *PROCEEDINGS OF THE 3RD IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON SIGNAL PROCESSING AND INFORMATION TECHNOLOGY*, pp. 235–238, 2003.
- [117] Abd Krim Seghouane and Gilles Fleury, “Apprentissage de reseaux de neurones a fonctions radiales de base avec un jeu de donnees a entree sortie bruitees,” *Traitement du Signal*, vol. 20(4), pp. 77–85, 2003.
- [118] Fix E and Hodges J L, “Discriminatory analysis. non-parametric discrimination,” in *Randolph Field, TX, 4 Technical Report*, 1951.
- [119] Fix E Hodges, *Discriminatory analysi nonparametric discrimination consistency properties*, USAF School of Aviation Medicine, 1951.
- [120] Mack Y P and Rosenblatt M, “Multivariate k nearest neighbor density estimates,” *Journal of Multivariate Analysis*, vol. 9(1), pp. 1–15, March 1979.
- [121] Clifton Sutton, “Nearest neighbor methods,” *Wiley Interdisciplinary Reviews Computational Statistics*, vol. 4(3), pp. 307–309, 2012.
- [122] KELLER J M, GRAY M R, and GIVENS JA, “A fuzzy k-nearest neighbor algorithm,” *IEEE Transactions on systems, man and cybernetics*, vol. 15(4), pp. 580–585, 1985.
- [123] Quinlan J R, “Improved use of continuous attributes in c4.5,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 4, pp. 77–90, 1996.
- [124] Pierre Yves Glorennec, “Optimisation d’arbres de régression flous,” in *Actes des Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications*, Novembre 2001.
- [125] Breiman L, Friedman J, Olshen R, and Stone C, “Cart : Classification and regression trees,” in *Wadsworth International*, 1984.
- [126] Ross Quinlan J, “Induction of decision trees,” *Machine Learning*, pp. 81–106, 1986.

-
- [127] Mohammed El Amine LAZOUNI, Mohammed Amine Chikh, and Said Mahmoudi, “A new computer aided diagnosis system for pre-anesthesia consultation,” *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, vol. 3, pp. 1–9, 2013.
- [128] Ron Kohavi, “A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection,” *The 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, vol. 2, pp. 1137–1143, 1995.
- [129] Payam Refaeilzadeh, Lei Tang, and Huan Liu, *Cross-Validation*, Springer US, 2009.
- [130] Ronald Fischer, “The correlation between relatives on the supposition of mendelian inheritance,” *Philosophical Transactions Of The Royal Society Of Edinburgh*, vol. 50, pp. 399–433, 1918.
- [131] XindongWu, Vipin Kumar J, Ross Quinlan, Joydeep Ghosh, Qiang Yang, Hiroshi Motoda, Geoffrey J, McLachlan, Angus Ng, Bing Liu, Philip S Yu, Zhi-Hua Zhou, Michael Steinbach, David J Hand, and Dan Steinberg, “Top 10 algorithms in data mining,” *Knowl Inf Syst*, vol. 14, pp. 1–37, 2008.
- [132] Xindong Wu and Vipin Kumar, “The top ten algorithms in data mining,” in *Data Mining and Knowledge Discovery Series*, Vipin Kumar Xindong Wu, Ed. 2009, Chapman and Hall/CRC.
- [133] Mohammed El Amine LAZOUNI, Mostafa EL HABIB DAHO, Nesma SETTOUTI, Mohammed Amine CHIKH, and Said MAHMOUDI, “Machine learning tool for automatic asa detection,” in *Modeling Approaches And Algorithms*, 2013.
- [134] Provost F and Fawcett T, “Analysis and visualization of classifier performance : Comparison under imprecise class and cost distributions,” in *Third international conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1997.
- [135] Macskassy Sofus A and Provost Foster, “Confidence bands for roc curves : Methods and an empirical study,” in *First Workshop on ROC Analysis in AI (ROCAI-04).*, 2004, pp. 537–544.
- [136] K Bernstein and K Matthews, “Correlation of system performance parameters to roc analysis of pet/ct images,” *Medical Physics*, vol. 6, pp. 1819–1825, 2004.

- [137] Fawcett T, “An introduction to roc analysis,” *Pattern recognition Letters*, vol. 27, pp. 861–874, 2006.
- [138] Landgrebe Tand Duin R, “Efficient multiclass roc approximation by decomposition via confusion matrix perturbation analysis,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning*, vol. 30, 2008.
- [139] Ferri C, Hernandez-Orallo J, and Salido M, “Volume under the roc surface for multi-class problems,” *Lecture Notes on Computer Science*, vol. 2837, pp. 108–120, 2003.
- [140] Flach P, “The many faces of roc analysis in machine learning,” in *ICML 2004 tutorial*, 2004.
- [141] Hand D, “Measuring diagnostic accuracy of statistical prediction rules,” *Statistica Neerlandica*, vol. 53, pp. 3–16, 2001.

Résumé :

L'anesthésie-réanimation est une spécialité de la science médicale qui se consacre à la prise en charge pré, per et post-opératoire des patients d'un côté, et de l'autre, à la prise en charge des patients présentant ou susceptibles de présenter une ou plusieurs défaillances viscérales aiguës, mettant directement en jeu le pronostic vital.

La présence d'un Médecin Anesthésiste Réanimateur (MAR) est obligatoire dans chaque structure médico-chirurgicale (clinique, hôpital), ainsi que dans le Service d'Aide Médicale Urgente (SAMU) et aussi dans les services de réanimation, ce qui constitue un problème majeur vu leur nombre réduit. En effet, ces médecins doivent assurer une consultation pré-anesthésique de tous les patients à opérer dont l'état nécessite une anesthésie générale ou locorégionale (AG, AL). De plus, ils doivent être présents au bloc opératoire lors de ces interventions, ainsi que pour le suivi post opératoire, c'est-à-dire, pendant la phase de surveillance des malades hospitalisés. C'est pour cela, que dans ce travail nous proposons un système d'aide au diagnostic médical visant à aider les MARs dans leurs routines cliniques et plus exactement dans la consultation d'anesthésie.

L'approche proposée dans cette thèse est basée sur le test de cinq différentes techniques de classification sur une nouvelle base de données collectée localement (1200 patients) : les réseaux de neurones multicouches (MLP), les réseaux de neurones à base de fonctions radiales (RBF), les arbres de décision C4.5, les machines à vecteurs de supports (SVM), et les K-plus proches voisins (KNN).

Le système que nous avons proposé et implémenté se compose de quatre FRAMEWORKs, chacun réalise une tâche bien spécifique. Le premier est consacré à la détection de score « American Society of Anesthesiologists » ASA, le rôle du second est de décider si le patient sera accepté ou refusé pour la chirurgie, l'objectif du troisième consiste à choisir la meilleure technique d'anesthésie pour le patient c'est-à-dire celle qui offre la meilleure sécurité, et finalement le dernier examine si l'intubation trachéale du patient est facile ou difficile.

Un système du vote majoritaire a été utilisé dans le but d'obtenir la meilleure précision possible.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et prometteurs, ils montrent la cohérence et la robustesse de notre système proposé.

Mots clés: Anesthésie-réanimation, Base de données, classification, MLP, RBF, C4.5, KNN, vote majoritaire.

Abstract:

Anesthesia is a branch of medical science generally applied to patients who need surgery or painful acts.

Research in this field has brought many changes by decreasing the mortality rate, that is why; in this work, we propose a computer aided diagnosis system aiming to help doctors in the pre-anesthesia examination.

The proposed approach is based on five classification-based methods: Support Vector Machine (SVM), C4.5 Decision tree classifier, Radial Basis Function (RBF), K-Nearest Neighbor (KNN) and the Multilayer Perceptron (MLP). We have used a local anesthetic database composed of 1200 patients in order to evaluate our classifier. The proposed method includes four steps, each of which corresponding to a specific classification based framework.

The first one is devoted to an automatic detection of ASA (American Society of Anesthesiologists) scores. In the second step, a decision making process is applied in order to accept or refuse the patient for surgery. The aim of the third step is to choose the best anesthetic technique for the patient, either general or local anesthesia. The final stage examines if the patient's tracheal intubation is easy or hard. We used a majority voting method between the proposed classifiers for each step.

The classification results obtained by using our system prove the reliability and the coherence of the proposed approach.

Keywords: Doctors Specialized in Anesthesia, Database, SVM, MLP, C4.5, K-NN, RBF, ASA scores, Majority Voting.

ملخص:

التخدير والانعاش هو اختصاص طبي يطبق عموما على المرضى الذين هم في حاجة الى العملية الجراحية أو الذين يعانون من اصابة مؤلمة. يعتبر حضور الطبيب المختص في هذا المجال ضروريا في جميع الوحدات الطبية الجراحية (مستشفيات، العيادات ومصالح "سامو" أي مصلحة المساعدة الطبية الاستعجالية). وهذا ما يسبب مشكلا كبيرا نظرا لقلّة عددهم.

يتمثل دور هؤلاء المختصين في التكفل بالمريض قبل، أثناء وبعد العملية الجراحية. لهذا نقترح في العمل نظام خاص لدعم التشخيص الطبي يهدف الى مساعدة الأطباء المختصين في التخدير والانعاش في اعمالهم العيادية الروتينية اليومية وبالضبط في الفحص ما قبل التخدير.

يستند النظام المقترح في هذا العمل على تجربة خمس تقنيات مختلفة للتصنيف تطبق على قاعدة بيانات جديدة تم جمعها على مستوى المحلي (في الغرب الجزائري) لـ : 1200 مريض وهي:

- 1- الشبكات العصبية متعددة الطبقات.(MLP)
- 2- الشبكات العصبية على أساس وظائف شعاعية.(RBF)
- 3- آلات الدعم الموجهة.(SVM)
- 4- تقنية (ك) الاقرب جار.(K-NN)
- 5- وأخيرا الأشجار القرارية.(Arbre de décision)

يتكون النظام المقترح في هذا العمل على أربعة مراحل كل واحدة تؤدي مهمة معينة: الأولى متخصصة على كشف رتبة الحالة الصحية للمريض (SCORE ASA)، الثانية تقرر قبول أو رفض ادخال المريض الى غرفة العمليات الجراحية، الثالثة هدفها يتمثل في اختيار أفضل تقنية تخدير للمريض أي (كلي أو جزئي)، الرابعة والأخيرة تهدف دراسة مدى سهولة أو صعوبة التنبيب الرغامي للمريض. استطعنا باستخدام نظام التصويت بالأغلبية الحصول على نتائج دقيقة و مرضية تظهر لنا مدى اتساق وانسجام نظامنا المقترح .

الكلمات الرئيسية : التخدير، قاعدة، بيانات تصنيف، تصويت الأغلبية.

Sommaire

1. Introduction.

2. Organisation de la thèse.

- Chapitre 1 : Anesthésie et réanimation
- Chapitre2 : Etat de l'art
- Chapitre3 : Base de données
 - Première sous base (SB1).
 - Deuxième sous base (SB2).
 - Troisième sous base (SB3).
 - Quatrième sous base (SB4).
- Chapitre 4 : Fonctionnement de prototype réalisé
 - Prototype proposé.
 - Principe de fonctionnement du prototype.
- Chapitre5 : Résultats obtenus

3. Conclusion.

4. Bibliographie.

Résumé de la thèse

1. Introduction :

Durant les dernières décennies, les progrès dans la prise en charge thérapeutique des patients les plus sévères de certaines pathologies, ainsi que le vieillissement des populations, ont participé à une augmentation de la prévalence des candidats potentiels à une admission en services de soins intensifs (réanimation) ainsi qu'aux services de chirurgies, avec pour conséquence une fréquente inadéquation entre la demande et la capacité d'accueil de ces services.

L'anesthésie-réanimation est une spécialité de la médecine qui se consacre à la prise en charge péri-opératoire des patients d'un côté, et à la prise en charge des patients présentant, ou susceptibles de présenter, une ou plusieurs défaillances viscérales aiguës mettant directement en jeu le pronostic vital, d'un autre côté. Dans le domaine de la chirurgie opératoire un manque flagrant de médecins anesthésistes réanimateurs est constaté, et cela dans pratiquement tous les pays du monde. En Algérie, les dernières statistiques ont montré qu'on ne peut malheureusement compter que 2600 médecins anesthésistes réanimateurs environ. Ce nombre est largement insuffisant pour un pays ayant une démographie croissante comme l'Algérie, et ne permet pas aux praticiens d'effectuer sereinement les différentes interventions chirurgicales [1].

L'anesthésie a pour objectif l'accomplissement des actes chirurgicaux dans les meilleures conditions pour le patient. Son domaine d'application s'étend, en fait, à tous les gestes invasifs thérapeutiques ou de diagnostics, susceptibles d'être douloureux et aussi à l'analgésie obstétricale. Pour la réalisation de toutes ces tâches, une étape clé doit être réalisée en amont par le Médecin Anesthésiste Réanimateur (MAR) avant tout acte (local ou général). Cette étape est la consultation pré-anesthésique.

C'est pour ces raisons que nous nous sommes particulièrement intéressés à la première phase qu'effectue le médecin anesthésiste réanimateur avant une intervention chirurgicale, et qui est appelée consultation préopératoire ou consultation pré-anesthésique. Cette dernière est effectuée dans un délai de quelques semaines à quelques jours avant l'intervention et est composée d'un entretien et d'un examen clinique dont l'objectif est d'évaluer et de minimiser (si possible neutraliser) les différents types de risques médicaux liés à l'anesthésie de façon adaptée et rapide, en cas de complication au bloc.

Résumé de la thèse

L'anesthésie est une spécialité à haut risques dont la dynamique d'évolution est très rapide, l'univers est incertain et la vie du patient est entre les mains du MAR lors de l'intervention. Dans une telle situation, la préparation de l'activité d'induction pour les anesthésistes s'avère un prérequis indispensable à l'exécution de la tâche.

Or, que ce soit dans le cadre de la psychologie ergonomique ou dans celui de la mise au point d'outils de soutien à l'activité, la plupart des études s'intéressant à cette activité se sont centrées sur l'étape centrale de l'anesthésie, comprenant les phases d'induction de maintenance, ce qui n'est pas a priori étonnant puisque ce sont les phases « à risques » durant lesquelles se produisent les incidents et accidents.

Rappelons que le nombre de MAR étant réduit, leurs présences étant obligatoire dans chaque structure médico chirurgicale. Leurs activités s'avèrent très difficile à accomplir puisqu'ils doivent être présents avant, pendant et après la chirurgie. De ce fait, différents chercheurs se sont intéressés au domaine d'anesthésie. Il y a ceux qui ont choisis de proposer des systèmes d'aide au moment des interventions chirurgicales, d'autres en poste opératoire. Dans ce travail nous nous sommes intéressés au stade peropératoire, c'est-à-dire dans la consultation pré-anesthésique. Cet outil est réalisable via une base de données.

Un problème que l'on trouve fréquemment dans le domaine biomédical, est particulièrement dans le domaine d'anesthésie, est l'indisponibilité de base de données standardisé et de taille importante. Pour résoudre ce problème nous avons contacté plusieurs Médecins Anesthésiste Réanimateur (MARs), dans différentes villes et structures de l'ouest algérien afin de pouvoir préparer une base de données avec un nombre important de patients.

Nous nous sommes donc centrés sur la collecte des informations mises en œuvre lors de cette consultation pour la préparation d'une base de données afin de proposer un système intelligent capable de fournir un aide au MARs dans la consultation préopératoire.

L'idée principale est de concevoir un système avec plusieurs classifieurs différents pour tester la robustesse de notre base de données. Cinq classifieurs sont utilisés dans notre système, les Machines à Vecteurs de Supports (SVM), les Réseaux de Neurones Multicouches (MLP), les Arbres De Décision (ADD), la méthode des k plus proches voisins (KNN), et finalement les

Résumé de la thèse

fonctions de base radiales (RBF). Ce choix a été dicté par leur facilité d'implémentation, ainsi leurs puissances dans le domaine d'aide à la décision médical.

Sachant que la majorité des systèmes de reconnaissance et de classification des patients dans la phase préopératoire, développés au cours de ces dernières années présentent des résultats avec une seule ou au maximum deux techniques de classification. Dans le cadre de cette thèse nous proposons l'utilisation de cinq différents classifieurs injectés dans un système à base de vote à la majorité. Ce dernier a été ajouté pour avoir la meilleure classification possible qui est proche de celle du médecin, c'est-à-dire essayer de minimiser le maximum de risque.

2. Organisation de la thèse :

Le manuscrit de cette thèse est divisé en cinq chapitres :

- **Chapitre 1 : Anesthésie et réanimation**

Dans ce chapitre, nous allons définir les notions d'anesthésie et de réanimation afin de mettre en lumière et de décrire en détail la spécialité d'anesthésie - réanimation.

L'anesthésie est une technique qui assure la suppression partielle ou totale de la sensibilité douloureuse. Elle permet la réalisation sans mémorisation et sans douleur des interventions chirurgicales et des actes médicaux douloureux ou invasifs. Elle se définit par une abolition de la conscience et une incapacité à percevoir la douleur, tout en assurant une sécurité au patient.

La réanimation est une spécialité dont la mission est de prendre en charge des patients atteints de pathologies suffisamment sévères pour qui les soins prodigués en hospitalisation traditionnelle ne sont plus adaptés et ne permettent plus de garantir une évolution favorable de l'état des patients en termes de morbidité et/ou de mortalité par rapport à ceux disponibles en réanimation [2]. Cette amélioration due à la diminution du taux de mortalité est attribuable à l'intensité des soins et aux nombreux dispositifs spécialisés, qui ont au cours de ces dernières décennies incroyablement gagné en technicité mais également en coût [3, 4, 5, 6].

L'anesthésie-réanimation est une spécialité de la médecine qui se consacre à la prise en charge péri-opératoire des patients d'un côté, et à la prise en charge des patients présentant, ou susceptibles de présenter, une ou plusieurs défaillances viscérales aiguës mettant directement en jeu le pronostic vital d'un autre côté. Un manque flagrant de MARs est constaté, et cela dans pratiquement tous les pays du monde.

Résumé de la thèse

Nous allons décrire également dans ce chapitre la spécialité d'anesthésie-réanimation ainsi que son historique. Nous aborderons ensuite le rôle du médecin anesthésiste réanimateur, et nous présenterons également la consultation d'anesthésie, son histoire, sa législation et ses objectifs (sécurité, économique, éthique, etc.). Nous expliquerons par la suite les différentes étapes qui marquent le déroulement de la consultation d'anesthésie (détection automatique de l'état physique du patient (score American Society of Anesthetists (ASA)), l'acceptation ou le refus de ce dernier pour la chirurgie, la détection de la meilleure technique d'anesthésie, ainsi que la nature de l'intubation trachéale à savoir facile ou difficile). Et pour conclure ce chapitre, nous présenterons les différents facteurs de risque de l'anesthésie.

- **Chapitre 2 : Etat de l'art**

Dans ce chapitre nous allons présenter les différents travaux de recherche dans le domaine d'anesthésie et de réanimation qui ont pour but d'apporter une aide aux MARs.

Le domaine médical a su très rapidement intégrer des outils d'aide au diagnostic [7, 8, 9, 10], et la santé a constitué un enjeu très motivant pour les recherches dans ce domaine. En effet, il ne s'agit plus de rechercher les causes d'une maladie chez un patient mais plutôt les causes d'une défaillance d'un système vivant. Dans ce domaine, plusieurs travaux ont été développés concernant plusieurs secteurs à haut niveau de risque comme par exemple l'anesthésie et la réanimation, qui fait l'objet de notre étude.

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des différentes approches de classification utilisées dans notre système à savoir les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support, les arbres de décision, les K- plus proche voisins ainsi que la méthode des fonctions à base radiale.

Dans la littérature scientifique le nombre de travaux qui propose une aide aux médecins anesthésiste réanimateurs dans la consultation d'anesthésie est vraiment réduit, en dépit de l'importance de cette spécialité. Pour cette raison nous avons proposé notre système d'aide au diagnostic qui utilise une nouvelle base de données afin de détecter l'état physique du patient en premier lieu, vérifier s'il sera accepté ou refusé pour la chirurgie, détecter la meilleure technique d'anesthésie et finalement la nature de l'intubation chez le patient.

Le résultat d'un classifieur dépend étroitement du choix et du calcul des paramètres caractéristiques de la forme à reconnaître. Cependant, le choix de la méthode de classification

Résumé de la thèse

n'influence pas moins le résultat et le taux de bonne classification. La littérature propose une variété de règles d'apprentissages utilisés dans le domaine de l'aide au diagnostic en anesthésie : les Réseaux de Neurones et les machines à vecteurs de supports ont été appliquées avec succès dans le domaine d'anesthésie [10, 11, 12, 13], d'autres travaux ont utilisé les K plus proches voisins [14, 15, 16, 17] et les fonctions à base radiales [18, 19, 20, 21]. A côté de ces méthodes d'apprentissage, les arbres de décisions connus pour leur interprétabilité en classification ont conduit à des résultats prometteurs dans l'aide au diagnostic médical. [22, 23, 24, 25, 26, 27, 28].

Quelque différents travaux qui ont pour but de proposer une aide aux MARs dans le but de diminuer les risques opératoires cités dans notre thèse vont être présentés dans cette partie.

Laurent et al. ont proposés un travail qui s'intitule « un modèle probabiliste d'une mortalité chirurgicale ». Ce travail a pour objectif de prédire la mortalité d'un patient après une chirurgie non cardiaque dans le but de diminuer les risques opératoires. Ce système calcul un score de risque d'une manière empirique utilisant trois descripteurs qui sont le score ASA, le type de chirurgie soit intermédiaire soit à haut risque, et est-ce que cette dernière est urgente ou pas. Une gigantesque base de données de 298772 patients a été collectée de différentes structures entre 2005 et 2007. Les résultats obtenus été comme suit :

- Les patients avec un score de risque inférieur à 5 avaient un risque de mortalité inférieur à 0,50%.
- Les patients avec un score de risque entre 5 et 6 avaient un risque de mortalité entre 1,5% et 4,0%.
- Les patients avec un score de risque supérieur à 6 avaient un risque de mortalité plus que 10%, [29].

En 2009, Kapragavalli et al. ont développés un système automatique capable de prédire le risque anesthésique opératoire. Ce système est basé sur l'utilisation d'un apprentissage supervisé par trois techniques de classification dans l'environnement Weka Software, qui sont : les arbres de décision, et plus exactement le système C4.5 (Classification And Regression Trees), les réseaux de neurones ainsi que la classification naïve bayésienne. Ces trois techniques de classification ont été testées sur une base de données collectée dans un hôpital privé. Cette dernière contient 362 patients et que chacun d'entre eux est représenté par 37 descripteurs. Les résultats indiquent que le taux de reconnaissance des réseaux de

Résumé de la thèse

neurones et des arbres de décision sont similaires mais supérieur à celle des réseaux naïves bayésiens (97.79%, 96.13%, et 76.24%), la spécificité du classifieur réseaux de neurones dépasse en précision la technique de classification Naïve bayésienne ainsi que les arbres de décision (97.7%, 89.4%, et 94.7%), par contre le temps de calcul est vraiment supérieur par rapport aux autres techniques (259.81 seconde pour le réseaux de neurones, 0.16 seconde pour les arbres de décision, et 0.02 pour les naïves bayésienne). Pour cette raison Kapragavalli et al. ont conclus dans ce travail que la technique des réseaux de neurones est la meilleure technique de classification pouvant être utilisé dans la consultation d'anesthésie pour évaluer le risque du patient. [30]

A l'université de Heidelberg, Peter et al. ont développés un système automatique capable d'effectuer le classement du niveau du risque de l'anesthésie du patient. Une version modifiée de cette méthode a été présentée par Russell et al. dans [31]. Les descripteurs utilisés dans ce système sont : l'âge du patient, le BMI, l'état du patient, la fréquence cardiaque, la pression artérielle, la glycémie, l'hémoglobine, la nature de l'opération, l'état de jeûne, électrolytes, l'hydratation, les allergies, d'autres grandes maladies, les brûlures, ainsi que le bon fonctionnement des systèmes respiratoire, rénale, et hépatique.

Dans un autre travail, la prédiction des risques a été réalisée par Hussman et al. dans [32], en utilisant un outil d'analyse statistique. Mais ce travail n'a jamais été utilisé par les MARs dans la consultation d'anesthésie du faite qu'il n'offre pas une bonne précision dans les différents types de chirurgies.

Dans [33], Donati et al. ont mis au point un nouveau modèle pour prédire le risque opératoire. Le but de cette étude était de créer un nouveau modèle, basé sur la classification ASA, pour prédire la mortalité ainsi que la morbidité. Bien que le score POSSUM existe (Score pour le dénombrement de mortalité et morbidité), ce dernier peut être utilisé aussi pour calculer le risque opératoire, mais sa complexité rend son utilisation impossible dans la routine clinique. Afin de réaliser ce travail, une base de données a été recueillie dans deux hôpitaux. Tous les types de chirurgie ont été inclus à l'exception de la chirurgie cardiaque et la césarienne. Les descripteurs utilisés dans cette base sont : L'âge, le sexe, présence d'un problème cardiovasculaire, la présence d'un problème pulmonaire, la présence d'une insuffisance rénale, la présence du diabète, la présence des maladies du foie, la présence d'un cancer, le

Résumé de la thèse

score de Glasgow qui est un indicateur de l'état de conscience, le score ASA, et le type de chirurgie.

Tous ces paramètres ont été enregistrés pour un ensemble de 1936 patients. La méthode de régression logique a été utilisée dans ce travail pour construire un modèle intelligent capable de prédire le risque opératoire. L'inconvénient principal de ce travail est que le modèle proposé n'est pas utilisé par tous les MAR's pour deux raisons : la première est que le score ASA reste la norme standard utilisée jusqu'à ce jour par tous les MAR's, quant à la deuxième, malgré le nombre important de patient « 1936 », une technique de classification ne suffit pas pour tester une nouvelle base de données [34].

Dans la spécialité d'anesthésie/réanimation, le MAR, exige à ce que le patient fasse plusieurs examens complémentaires avant l'intervention chirurgicale. Une liste standard est souvent établie quel que soit la nature de la chirurgie. Cette liste contient entre autres : l'électrocardiogramme(ECG), l'échocardiographie, l'épreuve d'effort, le télé-thorax, les différents bilans sanguins, etc. Or ces examens ne sont pas tous indispensables, d'où la question de la typologie de l'examen nécessaire selon le cas traité. Dans la spécialité d'anesthésie/réanimation, la pratique des examens techniques préopératoires est devenue une routine, d'où la question de la nécessité de la totalité de ces examens. Un récent rapport du KCE (Centre Fédéral d'expertise en soins de santé) [35] sur l'évaluation des risques préopératoires montre l'importance primordiale d'une bonne anamnèse et d'un examen clinique rigoureux. Quant à la recherche scientifique, elle démontre que l'ajout d'examens techniques ou de tests biologiques de routine est peu utile pour des interventions chirurgicales courantes, non urgentes chez des adultes en bonne santé.

En effet, une bonne évaluation du risque opératoire pour une intervention chirurgicale courante chez un adulte commence toujours par une anamnèse et un examen clinique. Cette consultation qui demande beaucoup de temps a poussé les chercheurs à réfléchir à des méthodes, des outils et des stratégies intelligentes qui aident les MARs à réaliser leurs tâches. Parmi ces travaux, nous pouvons citer celui réalisé en 2004 par le chercheur Luc Herregods et son équipe de l'université de Gand qui ont développé un outil informatique « Flowchart préop » [35] pratique à partir de l'étude du KCE (Centre Fédéral d'expertise en soins de santé). Après avoir répondu à 7 questions, le système Flowchart Préop propose la liste des examens préopératoires nécessaires pour le patient considéré.

Résumé de la thèse

Ce système qui est destiné aux généralistes et aux spécialistes, présente comme avantage la préparation des examens nécessaires par le patient. Son inconvénient majeur est la prise en charge de seulement les patients dont l'âge dépasse 16 ans (le cas des enfants n'est pas traité par le programme). Ce système ne traite pas non plus les cas des patients nécessitant une chirurgie cardio thoracique. Et enfin, il ne traite que les patients de classe ASA1, 2 et 3 (4 et 5 ne font pas partie du programme).

En Floride, un récent travail a été effectué par un groupe de médecins anesthésistes dans le but de prédire dans quels cas chirurgicaux devrait-on déclencher une demande pour une consultation préopératoire [36]. Ce travail a été réalisé en utilisant une base de données de 9860 patients ayant déjà subi une intervention chirurgicale et une consultation pré-anesthésique entre le 01 janvier et le 30 juin 2010. Plusieurs techniques de classification ainsi que le vote majoritaire ont été utilisées dans ce travail, i.e. les réseaux de neurones, les arbres de décision, les forêts aléatoires, les fonctions à base radiales ainsi que la technique des naïves bayésiennes.

Les différents descripteurs utilisés pour chaque patient sont : le statut du patient (si le patient est hospitalisé ou non, s'il a déjà subi une intervention chirurgicale, et si cette dernière a été réussie ou nécessite une autre chirurgie), le nom du chirurgien, le nom de l'anesthésiste, le code du dossier de patient primaire et secondaire, le jour de la semaine, le temps estimé de la chirurgie, et l'âge du patient. Un bon taux de classification a été obtenu par les différentes techniques, les résultats sont comme suit : 94.3% pour les réseaux de neurones, 92.5% pour les arbres de décision, 93.5% pour les forêts aléatoires, 93.90% pour les fonctions à base radiale, 93% pour les naïves bayésiennes et 94.70% obtenu avec le système du vote majoritaire.

Ce travail présente deux inconvénients : d'un côté il n'offre pas une aide au diagnostic pour le médecin anesthésiste réanimateur. D'un autre côté, il reste peu fiable et très discutable puisque le taux de mortalité lié à l'anesthésie a considérablement chuté ces dernières années en effectuant la consultation d'anesthésie. En effet, nous pensons que cette dernière reste obligatoire pour n'importe quel patient et n'importe quelle chirurgie. C'est pour cette raison que dans cette thèse une automatisation de la consultation d'anesthésie a été proposée en utilisant différentes techniques d'intelligence artificielle.

Les différentes approches utilisées dans cette thèse qui ont pour but d'aider les MARs dans la consultation d'anesthésie se basent sur l'intelligence artificielle impliquant les MLP, les

Résumé de la thèse

SVM, KNN, RBF, et les DT. Les capacités d'apprentissage, d'adaptation et de généralisation des techniques de classification vue précédemment nous a conduit à les tester sur notre nouvelle base de données.

Le bon fonctionnement des classifieurs dépend en grande partie de la robustesse de la base de données d'apprentissage. Si les données ne sont pas séparables, il sera impossible au classifieur de trancher en faveur d'une ou l'autre classe.

Le but de notre système est de s'approcher le plus possible de l'avis du MAR. La base de données d'entraînement devait donc être fidèle aux données auxquelles les MARs seraient confrontées lors de l'utilisation du système.

Pour la réalisation d'un système d'aide au diagnostic médical, l'application d'une ou plusieurs techniques de classification est obligatoire. Pour cela nous étions obligés de collecter notre propre BDD, et cela s'explique par l'indisponibilité d'une base de données anesthésique standardisé contenant les différents paramètres déjà discutés avec les MARs dans la littérature scientifique.

- **Chapitre3 : Base de données**

Le troisième chapitre s'intitule « base de données ». Dans ce chapitre, nous présentons en premier lieu une introduction des bases de données dans le milieu médical, ensuite la construction et la réalisation de notre propre base de données ainsi que les différents paramètres ou descripteurs qui la caractérisent. Nous allons présenter aussi les différentes structures qui ont collaborés avec nous dans cette thèse, la division de notre base de données en quatre sous base (SB1, SB2, SB3 et SB4), ainsi que la publication de notre base de données dans notre site internet.

Notre BDD a été réalisée en collaboration avec plusieurs MARs lors de la consultation d'anesthésie. Elle contient actuellement les données de 1200 patients (707 hommes et 493 femmes). L'âge des patients varie entre 02 mois et 105 ans. Cette collecte de données a été faite sur une période de deux années.

Notre souhait est que les MARs coopèrent plus avec nous pour élargir notre BDD dans le futur afin d'atteindre les meilleurs résultats possible pour offrir aux patients le maximum de sécurité.

Les patients collectés dans notre base de données sont de régions différentes (ouest, centre, sud, et nord). Malheureusement le nombre de patients collecté dans la partie Est du pays n'est

Résumé de la thèse

pas significatif (07 patients de Biskra, 05 de Annaba, et 04 de Tébessa) ce qui représente 1.33% de la totalité de notre BDD. Cette bonne répartition prouve une robustesse ainsi qu'une cohérence de notre BDD du fait qu'on peut trouver des maladies dans une région qui n'existe pas dans d'autres comme par exemple le *Trachome* qui est l'une des maladies infectieuses les plus anciennement connues de l'humanité. Cette maladie ophtalmique évolue en l'absence de traitement vers des lésions cornéennes irréversibles pouvant mener à la cécité. Cette Maladie se trouve dans le sud algérien. Comme autre exemple, le nombre de patients qui présentent un problème pulmonaire peut changer d'une région à une autre du fait que les virus et les bactéries, les polluants atmosphériques, ainsi que les polluants industriels changent d'une région à une autre. Aussi le nombre de patients diabétiques et/ou hypertendus peut changer d'une région à une autre.

Les sujets d'études qui ont fait l'objet de notre BDD ont été sélectionnés de différents endroits de l'ouest algérien (C.H.U Dr Tidjani Damardji de Tlemcen, Hôpital de Canastel Oran, Clinique Hammou Boutelilis ex Couniot d'Oran, clinique Nour Oran, Clinique Lazouni Tlemcen, Clinique Grand Bassin Tlemcen, Clinique Les Dahlias).

La réalisation de cette base de données locale s'explique par l'indisponibilité d'une BDD standard et universelle contenant les différents paramètres déjà discutés avec les médecins concernés, c'est pour cette raison qu'on s'est retrouvé dans l'obligation de préparer notre propre base de données.

Nous avons vu dans le premier chapitre que le but du médecin anesthésiste réanimateur dans la consultation d'anesthésie est de détecter le score American Society of Anesthetist (ASA score) qui est un paramètre prédictifs du risque opératoire, de décider si le patient sera accepté, refusé ou reporté pour une intervention chirurgicale, ensuite de prévoir la meilleure technique d'anesthésie (Anesthésie Générale, Anesthésie Locale). Ainsi, d'élaborer la nature de l'intubation du patient (facile ou difficile). Pour atteindre cet objectif, nous avons divisé notre base de données en quatre sous bases (SB1, SB2, SB3, et SB4) et que chacune d'entre elles réalise une tâche parmi les quatre vu précédemment.

➤ **Première sous base (SB1):**

La première partie de notre travail est réalisée avec la première sous base SB1, son rôle est de détecter le score ASA du patient. Cette dernière est caractérisée par 18 paramètres présentés dans le tableau 1.

Résumé de la thèse

Sexe	Homme ou Femme	
Age	entre 2 mois et 105 ans	
Antécédents (réponse par oui ou non)	Diabète	Un dysfonctionnement du système de régulation de la glycémie, qui peut avoir des causes diverses (sécrétions d'insuline, réponse à l'insuline...).
	Hypertension	L'hypertension artérielle, ou HTA, est définie par une pression artérielle trop élevée.
	Insuffisance respiratoire	Elle désigne l'incapacité de l'appareil respiratoire à assumer correctement sa fonction, à savoir oxygéner le sang. Elle peut être chronique.
	Insuffisance cardiaque	L'insuffisance cardiaque (IC) ou défaillance cardiaque correspond à un état dans lequel une anomalie de la fonction cardiaque est responsable de l'incapacité du myocarde à assurer un débit cardiaque suffisant pour couvrir les besoins énergétiques de l'organisme.
Fréquence cardiaque	Fréquence cardiaque 1:	Mesure de la fréquence cardiaque à la consultation pré anesthésique
	Fréquence cardiaque 2:	Mesure de la fréquence cardiaque à partir de l'ECG
	Fréquence cardiaque 3:	Mesure de la fréquence cardiaque lors de la visite péri-opératoire.
ECG	Régularité du rythme	Soit un rythme régulier (sinusal) soit un rythme irrégulier
	Pace maker	c'est un dispositif implanté dans l'organisme délivrant des impulsions électriques au cœur et permettant par exemple d'accélérer ce dernier lorsqu'il est trop lent.

Résumé de la thèse

	BAV	Un bloc auriculo-ventriculaire (BAV) est un défaut de transmission de l'influx électrique (ralentissement ou interruption) entre les oreillettes et les ventricules du cœur.
	HVG : L'hypertrophie ventriculaire gauche	désigne une affection cardiaque caractérisée par une augmentation de la masse du muscle du ventricule gauche
Saturation d'oxygène (SPO2)	c'est la saturation de l'hémoglobine en oxygène par oxymétrie de pouls. Le « sp » signifie saturation pulsée.	
Glycémie	C'est la concentration de glucose dans le sang, ou plus exactement dans le plasma sanguin. Elle est mesurée en général en gramme de glucose par litre de sang.	
Tension artérielle	Systole	C'est la pression maximale au moment de la contraction du cœur
	Diastole	C'est la pression minimale au moment du « relâchement » du cœur
Classes	Score ASA selon le médecin anesthésiste réanimateur.	

Tableau 1 : Présentation des descripteurs de la SB1

➤ **Deuxième sous base (SB2):**

La deuxième partie de notre travail est réalisée avec la seconde sous base de données SB2. Elle a pour objectif de détecter si les patients seront acceptés ou refusés pour l'intervention chirurgicale, c'est-à-dire pratiquer une technique d'anesthésie ou reporter le patient pour une autre séance opératoire. Cette dernière est caractérisée par quatre descripteurs : le premier est la sortie de la première sous base de données SB1 qui est le score ASA, le deuxième est l'Accident Vasculaire Cérébral (AVC), le troisième paramètre est l'IDM (Infarctus Du Myocarde) et enfin le quatrième paramètre est le Taux de Prothrombine (TP). Ces quatre paramètres seront présentés dans le tableau 2.

Résumé de la thèse

Score ASA	Sortie de la première sous base (SB1) Score ASA1 Score ASA2 Score ASA3 Score ASA4
IDM	L'infarctus du myocarde (IDM)
AVC	L'Accident Vasculaire Cérébral (AVC)
TP (%)	Le taux de prothrombine (TP) ou le temps de Quick
Classes	Patient accepté ou refusé pour la chirurgie

Tableau 2 : Présentation des descripteurs de la SB2

➤ **Troisième sous base (SB3):**

La troisième partie de notre travail est réalisée avec la sous base de données SB3. Elle a pour objectif de détecter la meilleur technique d'anesthésie pour le patient c'est à dire celle qui offre le plus de sécurité durant l'intervention chirurgicale à savoir l'Anesthésie Locale (AL), ou Générale (AG).

Si les patients seront acceptés pour l'intervention chirurgicale, la SB3 va être activée afin de proposer la meilleure technique d'anesthésie pour le patient. Cette sous base est caractérisée par quatre descripteurs; le premier représente l'âge du patient celui-ci est récupéré à partir de la première sous base de données SB1, le deuxième représente l'état du patient, le troisième paramètre est l'Indice de Masse Corporelle (IMC) connu sou le nom de BMI (Boddy Mass Index) et enfin le quatrième paramètre est le type d'intervention qui va être pratiqué. Ces quatre paramètres seront présentés dans le tableau 3.

Age	Nouveau-né : 0-1 mois; Nourrisson: 1 mois-02 ans; Jeune enfant: 3-6 ans ; Enfant: 7-12 ans; Adolescent: 13-18 ans; Adulte: 19-65 ans; Vieux 66-85 ans ++ vieux: >85 ans
------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Résumé de la thèse

Etat de patient	Normale; Malade mentale; Hyper stressé; Patient trisomique (mongolien)
IMC (kg/m²)	<p>L'IMC ou le BMI est un outil inventé par les médecins pour évaluer les risques pour la santé liés au surpoids.</p> <ul style="list-style-type: none"> • IMC ≤ 18.5 "Insuffisance pondérale" • IMC = 18.5–24.9 "Poids normal" • IMC = 25–29.9 "Surpoids" • IMC ≥ 30 "obésité" <p style="text-align: center;"> $\text{Body Mass Index} \left(\frac{\text{kg}}{\text{m}^2} \right) = \frac{\text{A person's weight}}{\text{height}^2}$ </p>
Type d'intervention chirurgicale	<p style="text-align: center;">Il existe trois grandes familles:</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Intervention à bas risque: intervention de routine – peu risqué ➤ Intervention à risque moyen: intervention abdominale / thoracique élective, perte de sang estimée > 20%. ➤ Intervention à haut risque: intervention d'urgence abdominale thoracique, intervention élective de deux cavités, perte de sang estimée > 30-40 %
Classes	Anesthésie générale Anesthésie locale

Tableau 3 : Présentation des descripteurs de la SB3

➤ **La quatrième sous base (SB4):**

L'objectif de la quatrième partie de notre travail est de détecter la nature de l'intubation trachéale des patients soit facile ou difficile. Cette tâche est réalisée avec la quatrième sous base SB4. Mais avant de présenter les différents descripteurs de la SB4, il nous semble nécessaire de définir l'intubation trachéale ainsi que ces deux types (facile ou difficile).

Résumé de la thèse

La classification de Mallampati	<p>Mallampati 1: la luette, voile du palais, et piliers du voile sont visibles</p> <p>Mallampati 2: La pointe de la luette est masquée par la base de la langue.</p> <p>Mallampati 3: Seulement la voile du palais est visible</p> <p>Mallampati 4: Seulement le palais osseux est visible</p>
Ouverture de la bouche	<p>Lors de la consultation pré-anesthésique le médecin anesthésiste réanimateur demande au patient d'ouvrir sa bouche dans le but de mesurer la distance entre les deux lèvres. Cette mesure est faite en millimètre elle a pour objectif de voir est ce que le MAR peut utiliser le laryngoscope ou pas.</p>
Distance thyro-mentonnaire	<p>C'est la distance entre le cartilage thyroïdien et le menton. Cette mesure est faite dans le but de détecter si le patient a un cou long ou court. Une forte probabilité d'une intubation difficile est envisagée pour les patients qui ont un cou court.</p>
Distance Sternomentale	<p>Le MAR demande au patient d'étendre la tête et du cou au maximum tout en fermant la bouche.</p>
Antécédent d'intubation difficile	<p>On pose la question au patient s'il a déjà subi une intervention chirurgicale sous anesthésie générale auparavant, et si le MAR a trouvé des difficultés d'intubation lors de l'intervention.</p>
Dentition du patient	<p>La vérification de la dentition du patient est une étape très importante lors de la consultation d'anesthésie. Pour cela le MAR vérifie si le patient a une bonne dentition, mauvaise dentition, édenté, ou s'il porte un dentier supérieur et/ou inférieur.</p>
Classes	<p>Intubation facile</p> <p>Intubation difficile</p>

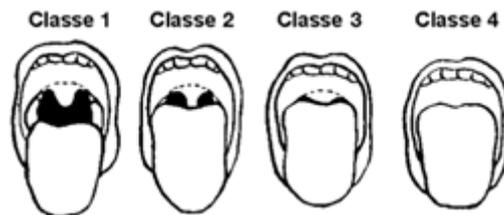


Figure 1. Classes de Mallampati

Avant de conclure cette partie, il nous semblait évident de préciser qu'une description générale de notre base de données est disponible dans le site internet suivant: www.anesthetic-data.com.

Ce dernier permet aux différents chercheurs de la télécharger dans le but de la création d'un

Résumé de la thèse

benchmarking dans ce nouveau domaine d'un côté, et de l'utilisation de cette base dans un autre domaine d'un autre côté. La figure suivante donne un aperçu du site internet créé.



Figure2. Présentation du site internet

- **Chapitre4 : Fonctionnement du prototype réalisé**

Dans ce chapitre, nous présenterons essentiellement le principe de fonctionnement de notre prototype, nous développerons ensuite ces différents blocs en soulignant certains de ces avantages et de ces inconvénients.

- **Prototype proposé :**

Rappelons que l'objectif principal de cette thèse est de fournir une aide aux MARs en quatre phases. Pour atteindre cet objectif, nous avons divisé notre base de données en quatre sous bases (SB1, SB2, SB3, et SB4) et que chacune d'entre elles réalise une phase parmi les quatre vues précédemment.

Pour cette raison, nous avons divisé notre prototype en quatre blocs (FRAMEWORK1, 2, 3, et 4). Chaque FRAMEWORK se compose de trois unités (Data collection, Training / Test Module, et Majority voting Module) comme le montre la figure3.

- **Data collection :** Cette unité se compose d'une sous base de données; le FRAMEWORK1 contient la sous base1 (SB1), le FRAMEWORK2 contient la sous base2 (SB2), le FRAMEWORK3 contient la sous base (SB3), et le FRAMEWORK4 contient la sous base4 (SB4).

Training / Test Module : Ce module se compose de cinq différentes techniques de

Résumé de la thèse

classification (MLP, DT, KNN, RBF, et C4.5). chacune est appliquée sur une sous base de données dans chaque FRAMEWORK. Le principe de chaque technique de classification sera présenté dans la partie suivante (Panorama des méthodes de classification utilisées)

- **Majority voting module** : Il est alors nécessaire de définir des règles d'affectation particulières, sous la forme de vote. On considère que les affectations obtenues à partir de chaque classifieurs sont des votes. L'observation est classée comme appartenant à la classe donnant le maximum de votes en sa faveur.

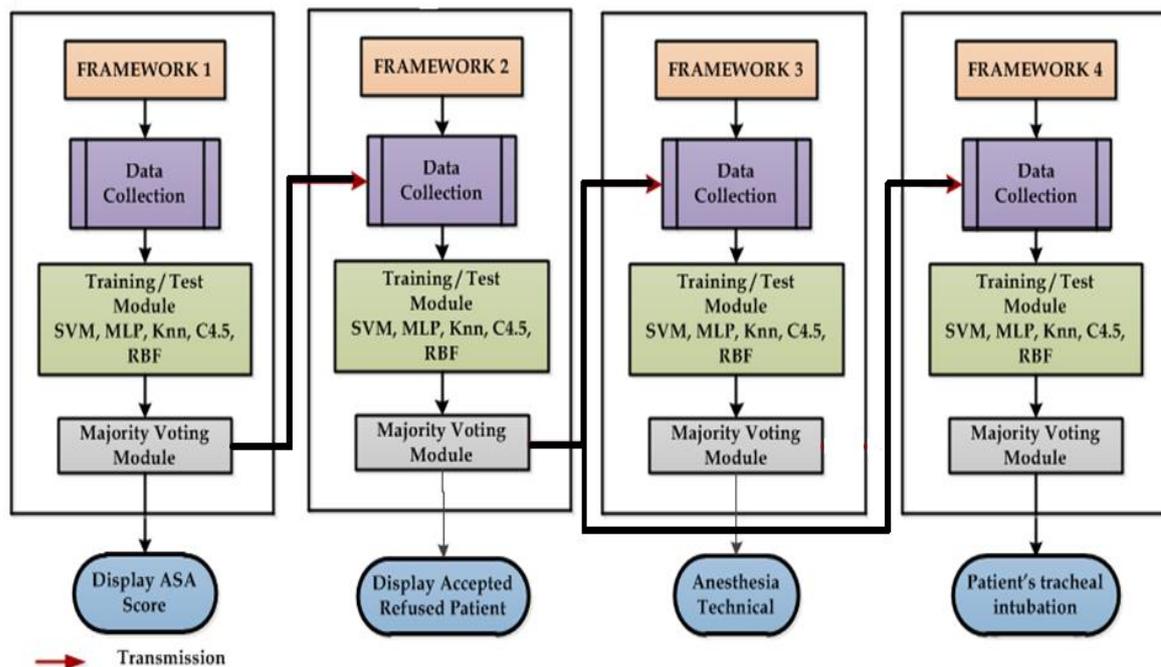


Figure3. Fonctionnement du prototype

➤ Principe de fonctionnement du prototype :

Le premier FRAMEWORK proposé dans ce prototype est consacré à la détection de l'état physique du patient (score ASA). Ce dernier est obtenu par l'application des cinq techniques de classifications sur la première sous base de données SB1. Le deuxième FRAMEWORK utilise la sous base de données SB2, son objectif est de déterminer si les patients seront acceptés ou refusés pour la chirurgie. Le troisième FRAMEWORK est consacré à la détection de la meilleure technique d'anesthésie pour le patient (anesthésie générale ou locale), c'est-à-dire celle qui offre le plus de sécurité, pour cela ce troisième FRAMEWORK utilise la sous base de données SB3. Dans ce contexte, il faut souligner que plusieurs médecins anesthésistes réanimateurs ont collaboré avec nous et nous ont autorisés d'assister avec eux aux blocs opératoires lors de la pratique de la chirurgie. Nous avons constaté que dans de nombreux cas

Résumé de la thèse

pratiques, le MAR peut changer la technique d'anesthésie (locale vers générale, le cas contraire s'avère très rare) en fonction des problèmes qui peuvent survenir au moment de la chirurgie comme la non coopération du patient par exemple. C'est ce qui explique la nécessité d'étudier l'intubation trachéale du patient dans le dernier FRAMEWORK quel que soit le résultat obtenu dans le troisième. Pour cette raison, un quatrième FRAMEWORK a été proposé afin de détecter la nature de l'intubation du patient à savoir facile ou difficile. Ce dernier utilise la quatrième sous base de données SB4.

Rappelons que le risque en médecine est omni présent, mais l'anesthésie est une spécialité un peu spécifique, car elle place directement le patient dans une situation qui est intrinsèquement pleine de risques. Pour cette raison, l'un des principaux objectifs visés dans cette thèse était d'obtenir la meilleure classification ainsi que la meilleure précision afin d'aider les MAR's dans leurs routine clinique, tout en assurant la meilleure sécurité pour le patient. Pour réaliser cette tâche, nous avons proposé d'utiliser le système de vote majoritaire aux différentes techniques de classification utilisées afin d'optimiser les résultats de la classification.

Les systèmes de vote majoritaires sont largement utilisés dans les systèmes d'aide au diagnostic médical afin de minimiser les erreurs. L'objectif des algorithmes de vote à la majorité est de déterminer dans n'importe quel ordre donné de votes s'il existe une classe majoritaire c'est-à-dire celle qui obtient le maximum de voix par rapport aux autres. Si c'est le cas, cette classe sera déterminée comme la plus favorable.

Le score ASA du patient est détecté par le FRAMEWORK1 dans un premier temps, puis affiché et transmis au deuxième FRAMEWORK. Après cela, une autre classification et un autre vote majoritaire seront appliqués dans le deuxième FRAMEWORK afin de déterminer si le patient sera accepté ou refusé pour la chirurgie. Tous les paramètres de SB2 seront pris en considération (le score ASA, CVA , et MI). Deux cas de figure (A, B) peuvent être obtenus comme le montre la figure ci-dessous:

Résumé de la thèse

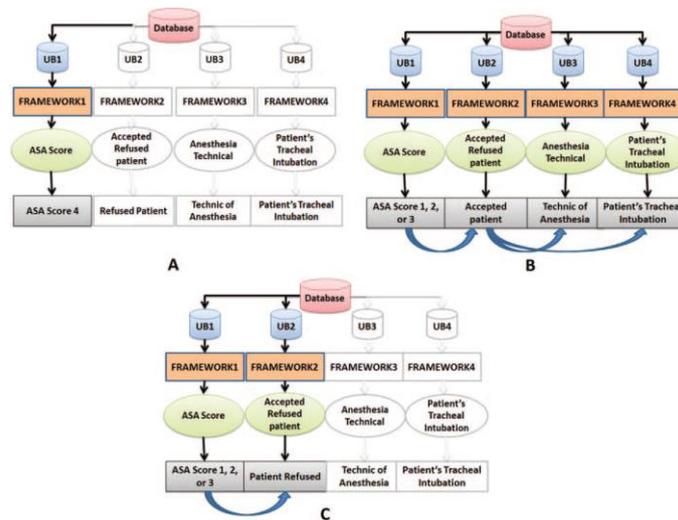


Figure. Les différents cas de figure possible dans notre prototype

- Figure A : Si le patient est classé en score ASA4 par le FRAMEWORK1, les FRAMEWORKS 2 , 3 et 4 ne seront pas activés.
- Figure B : Si le patient est classé en score ASA1, 2, ou 3, cette information sera envoyée au FRAMEWORK2 afin de vérifier si le patient sera accepté ou refusé au bloc opératoire.

Figure B1: Puisque le patient est accepté, le résultat sera envoyé aux FRAMEWORKS 3 et 4 en même temps, afin de choisir la meilleure technique d'anesthésie ainsi que la nature de l'intubation trachéale.

Figure B2 : Le résultat obtenu se limite à l'affichage du score ASA ainsi qu'au refus du patient. Aucune autre information ne sera transmise pour les autres FRAMEWORKS.

Les résultats des différents cas de figure vus précédemment sont obtenus par l'application de cinq différentes techniques de classification que nous allons définir dans le manuscrit de notre thèse.

• Chapitre 5 : Résultats obtenus

Dans ce chapitre, nous allons présenter et discuter les résultats obtenus par les différents classifieurs à savoir les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de supports, les K-plus proches voisins, les arbres de décision ainsi que les fonctions à bases radiales.

Les résultats obtenus sont comme suit [37] :

Résumé de la thèse

	Results of framework 1	Results of framework 2	Results of framework 3	Results of framework 4
Classifiers	Accuracy rate%	Accuracy rate%	Accuracy rate%	Accuracy rate %
SVM	87,52	91.42	89.20	94.5
C4.5	91,54	90.12	90.33	100
KNN	84,68	90.85	92.87	96.7
MLP	89,27	92.92	89.78	97.8
RBF	83,33	89.81	88.61	100
Majority voting	92,59	94.07	93.70	100

Table7. Résultats obtenus pour les différents FRAMEWORKS

Comme le montre les figures 3, 4, 5 et 6, on constate que pour tous les FRAMEWORKS, les différents classifieurs donnent un bon taux de classification. Pour le FRAMEWORK 1, les meilleurs résultats sont ceux obtenus par les classifieurs C4.5 (Arbre de décision), MLP (réseaux de neurones) et SVM (machine à vecteurs de supports). Le taux de classification obtenu par la technique RBF (les fonctions à bases radiales) est le plus faible parmi les cinq techniques de classification utilisées.

Dans le FRAMEWORK2, les trois meilleurs classificateurs sont le MLP, la SVM, et le KNN. La technique la plus médiocre est celle des arbres de décision C4.5.

Dans le FRAMEWORK3 les trois meilleures techniques de classification parmi les cinq utilisés sont : KNN, C4.5 et MLP.

Et enfin, dans le FRAMEWORK 4, tous les classifieurs ont donné un bon résultat, en particulier les C4.5 et les RBF ont présenté un taux de classification de 100%, et donc, ils ont reconnu tous les patients utilisés pour le test (270 patients).

Résumé de la thèse

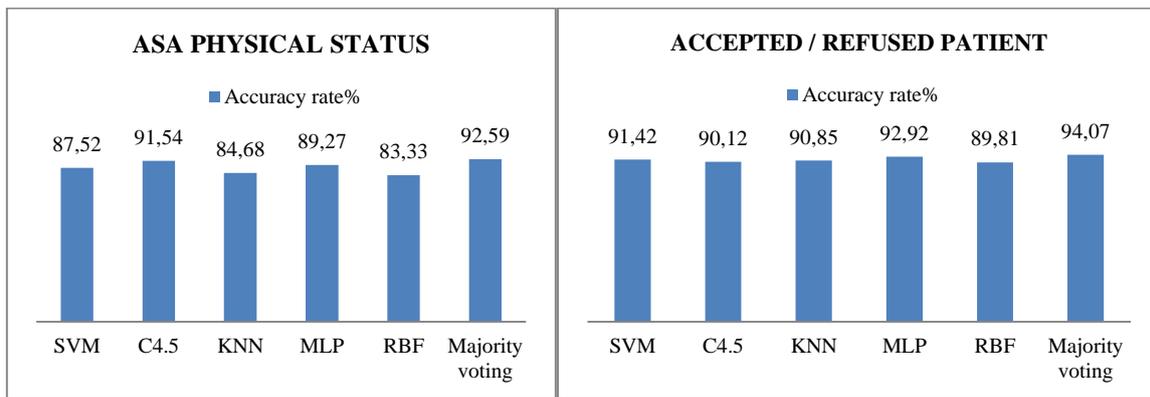


Fig3. Résultats du Framework 1

Fig4. Résultats du Framework2

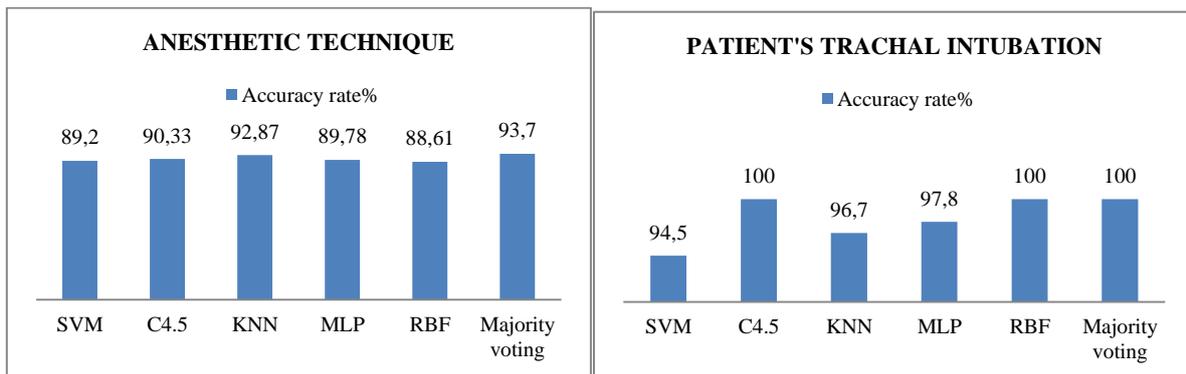


Fig5. Résultats du Framework 3

Fig6. Résultats du Framework 4

Comme le montre la figure 3, 4, 5, et 6, nous pouvons remarquer que l'application du vote majoritaire, nous a permis d'augmenter le taux de classification d'un côté et de diminuer les exemples mal classés d'un autre côté, et cela pour tous les FRAMEWORKS.

Nous remarquons aussi que dans chaque FRAMEWORK, tous les classifieurs ont donné de bons résultats, mais celui du vote majoritaire est nettement meilleur que tous les autres.

3. Conclusion :

Dans ce document, nous avons présenté un résumé étendu de notre travail qui s'intitule : Aide au diagnostic pour un médecin anesthésiste réanimateur. Ce travail est basé sur la réalisation d'une nouvelle base de données ainsi que la classification des patients appartenant à cette dernière. Pour cela, différentes techniques de classification dont l'apprentissage supervisé ont été testées dans le prototype proposé à savoir les machines à vecteur de support, les arbres de décision, les fonctions à base radiale, les réseaux de neurones, ainsi que les K- plus proche voisin. Un système du vote majoritaire a été ajouté pour se rapprocher au maximum de l'avis du médecin anesthésiste réanimateur. Notre système développé propose une aide au

Résumé de la thèse

diagnostic aux MARs en quatre étapes, le rôle de la première est de détecter le score American Society of Anesthetist (ASA score) qui est un paramètre prédictif du risque opératoire. L'objectif de la seconde est de décider si le patient sera accepté, refusé ou reporté pour une intervention chirurgicale. Quant à la troisième, elle prévoit la meilleure technique d'anesthésie (anesthésie générale, anesthésie locale) à appliquer. Finalement la quatrième phase a pour but d'élaborer la nature de l'intubation du patient (facile ou difficile). Ces quatre phases sont les étapes primordiales dans la consultation d'anesthésie.

Les cinq techniques de classification proposées dans ce travail ont donné de bons résultats, mais l'approche du vote majoritaire les a amélioré. Un taux de classification de 92,59 % a été trouvé dans le premier FRAMEWORK, 94,07 % pour le deuxième, 93,70 % pour le troisième et enfin 100 % pour le quatrième FRAMEWORK.

4. Bibliographie :

- [1]. Mohammed El Amine LAZOUNI, Med Amine Chikh. "Reconnaissance intelligente des patients en phase préopératoire classification automatique d'ASA", 1ere Journée Doctorale en génie biologique et médical, 26 mai 2011.
- [2]. Vanhecke TE, Gandhi M, McCullough PA, Lazar MH, Ravikrishnan KP, Kadaj P, et al. Outcomes of patients considered for, but not admitted to, the intensive care unit. *Crit. Care Med.* 2008 mars;36(3):812-817.
- [3]. Strauss MJ, LoGerfo JP, Yeltatzie JA, Temkin N, Hudson LD. Rationing of intensive care unit services. An everyday occurrence. *JAMA.* 1986 mars 7;255(9):1143-1146.
- [4]. Dawson JA. Admission, discharge, and triage in critical care. Principles and practice. *Crit Care Clin.* 1993 juill;9(3):555-574.
- [5]. Rubenfeld GD, Angus DC, Pinsky MR, Curtis JR, Connors AF, Bernard GR. Outcomes research in critical care: results of the American Thoracic Society Critical Care Assembly Workshop on Outcomes Research. The Members of the Outcomes Research Workshop. *Am. J. Respir. Crit. Care Med.* 1999 juill;160(1):358-367.
- [6]. Sprung CL, Eidelman. Triage decisions for intensive care in terminally ill patients. *Intensive Care Med.* 1997 oct;23(10):1011-1014.
- [7]. Vuckovic A, Radivojevic V, Chen A.C.N, Poporvic D. Automatic recognition of alertness and drowsiness from EEG by an artificial neural network. *Medical engineering & physics.* Vol 24. No 5. June 2002. 349-360.
- [8]. Wolf A, Barbosa C H, Monteiro E C, Velsaco M. Multiple MLP neural networks applied on the determination of segment limits in EEG signals. 7th International work conf on artificial and natural NN, Proc II, Mao, Menorca, Spain. June 2003. LNCS. 607-617.
- [9]. Justus H, Edward M, Paul E. Interactively training pixel classifiers. *International journal of pattern recognition and artificial intelligence.* Vol 13. No 2. 1999. 171-194.
- [10]. Yan H, Jiang Y, Zheng J, Peng C, Li Q. A multi layer perceptron based medical support system for heart disease diagnosis. *Exp syst with app Elsevier.* 2005 in press.
- [11]. Haykin S. *Neural networks a comprehensive foundation.* 2nd ED prentice - hall. 1999.
- [12]. H.U. Rehman, D.A. Linkens, A.J. Asbury. Neural networks and nonlinear regression modeling and control of depth of anesthesia for spontaneously breathing and ventilated patients. *Computer Methods and Programs in Biomedicine.* Volume 40. Issue 4. August 1993. 227-247.

Résumé de la thèse

- [13]. Chao-Shun Lin, Jainn-Shiun Chiu, Ming-Hui Hsieh, Martin S. Mok, Yu-Chuan Li, Hung-Wen Chiu. Predicting hypotensive episodes during spinal anesthesia with the application of artificial neural networks. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. Vol 92. Issue 2. November 2008. 193-197.
- [14]. R. Polikar, "Pattern Recognition," in *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, M. Akay, Ed., ed. New York: John Wiley & Sons, 2006.
- [15]. D. M. Dzuida, *Data Mining for Genomics and Proteomics: Analysis of Gene and Protein Expression Data*: John Wiley & Sons, 2010.
- [16]. Mahfuzah Mustafa, Mohd Nasir Taib, Zunairah Hj. Murat and Norizam Sulaiman. Comparison between KNN and ANN Classification in Brain Balancing Application via Spectrogram Image. *Journal of Computer Science & Computational Mathematics*. April 2012. Volume 2, Issue 4, 17.
- [17] Will Gersch, F. Martinelli, J. Yonemoto, M.D. Low, J.A McEwen. A Kullback Leibler nearest neighbor rule classification of EEGs: The EEG population screening problem, an anesthesia level EEG classification application. *Computers and Biomedical Research*. Volume 13, Issue 3, June 1980, Pages 283-296.
- [18]. Taslimi, P. ; Rabiee, H.R. ; Shakouri, G.H. An empirical centre assignment in RBF network for quantification of anaesthesia using wavelet-domain features. 2009. 510 - 513.
- [19]. Nunes, C.S. ; Mendonca, T.F. ; Amorim, P. ; Ferreira, D.A. ;Antunes, L. Comparison of Neural Networks, Fuzzy and Stochastic Prediction Models for return of consciousness after general anesthesia. *Decision and Control, Conference. CDC-ECC '05*. 2005. 4827 - 4832
- [20]. , C.S. ; Mendonca, T.F. ; Amorim, P. ; Ferreira, D.A. ;Antunes, L. Radial basis function neural networks versus fuzzy models to predict return of consciousness after general anesthesia. *26th Annual International Engineering in Medicine and Biology Society*. 2004. 865 - 868.
- [21]. Labbaf Q, H, Aliyari, M, Teshnehlab M. A new approach in drug delivery control in anesthesia. *International Conference on Systems Man and Cybernetics (SMC)*. Istanbul. Oct 2010. 2064 - 2068.
- [22]. Quinlan JR (1986) "Induction of Decision Trees", *Machine Learning*, 1(1): 81-106.
- [23]. Quinlan JR (1987) "Generating production rules from decision trees", In: *Proceeding of the 10th International joint Conference on Artificial Intelligence*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 304-307.
- [24]. Quinlan JR (1988) "Decision Trees and multi-valued attributes", In: *Machine Intelligence 11*, JE Hayes, D. Michie, J. Richard, eds., Oxford, UK: Oxford University Press, 305-318.
- [25]. Quinlan JR (1993) *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann publishers, San Mateo, California.
- [26]. William H Rosenblatt. The airway approach algorithm: a decision tree for organizing preoperative airway information. *Journal of Clinical Anesthesia*. Vol 17, Issue 5, August 2005, Page 404.
- [27]. Laurent G. Glance. The Cost Effectiveness of Anesthesia Workforce Models: A Simulation Approach Using Decision-Analysis Modeling. *ANESTH ANALG journal*. 2000. 90:584-92.
- [28] Heather Linder. Decision Tree-Based Learning Improves Anesthesia Consumption Predictions. *ASC COMMUNICATIONS 2012*. November 14.
- [29]. Laurent G. Glance, Stewart J. Lustik, Edward L. Hannan, Turner M. Osler, Dana B. Mukamel, Feng Qian, and Andrew W. Dick. The Surgical Mortality Probability Model

Résumé de la thèse

Derivation and Validation of a Simple Risk Prediction Rule for Noncardiac Surgery. *Annals of Surgery*. Volume 255, Number 4, April 2012.

[30]. Karpagavalli, Jamuna K, and Vijaya. Machine Learning Approach for Preoperative Anaesthetic Risk Prediction. *International Journal of Recent Trends in Engineering*, Vol. 1, No. 2, May 2009.

[31] Peter K, Lutz, “The Medical Algorithms Project, Ch31. Anaesthesiology, Section: Preoperative Patient Classification and Preparation, Online Excel,” 2008,334: 681-687.

[32] Hussman J, Russell RC, “Memorix: Surgery,” Chapman & Hall Medical, 1997, page 66.

[33] Donati A, Ruzzi M, Adrario E, Pelaià P, Coluzzi F, Gabbanelli V and Pietropaoli P. A new and feasible model for predicting operative risk. *British Journal of Anaesthesia*, 06-25, 2004, 93, 393-399.

[34]. Wolf A, Barbosa C H, Monteiro E C, Velsaco M. Multiple MLP neural networks applied on the determination of segment limits in EEG signals. 7th International work conf on artificial and natural NN, Proc II, Mao, Menorca, Spain. June 2003. LNCS. 607-617.

[35]. Mambourg F, Dargent G, Van Den Bruel A, Ramaekers D. Evaluation des risques préopératoires. Bruxelles : Centre Fédéral d'expertise des soins de santé (KCE). Octobre 2004. KCE reports vol. 5A. www.centredexpertise.fgov.be

[36]. Patrick J. Tighe, Stephen D. Lucas, David A. Edwards, André P. Boezaart, Haldun Aytug, and Azra Bihorac. Use of Machine-Learning Classifiers to Predict Requests for Preoperative Acute Pain Service Consultation. *Pain Medicine* 2012; 13: 1347–1357 e_1477 1347.

[37]. Mohammed El Amine LAZOUN, Mohammed Amine Chikh, and Saïd Mahmoudi. A New Computer Aided Diagnosis System for Pre-Anesthesia Consultation. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*. Vol. 3, 1–9, 2013.