

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention : Génie Biomédicale
Spécialité : Instrumentation Biomédicale

présenté par :

MANSOURI Selma

Détection et classification des troubles de langage chez les adultes après un AVC

Proposé par : Dr. A. CHENTIR

Année Universitaire 2018-2019

La parole est l'un des moyens efficaces de communication entre les personnes. Le but fondamental de la parole est d'envoyer et de recevoir un message sous forme de communication linguistique. Les personnes souffrant des troubles de langage doivent faire face à de nombreuses difficultés dans leur vie quotidienne. Les troubles de langage sont associées généralement à un Accident Vasculaire Cérébral (AVC).

L'accident vasculaire cérébral (AVC) est une pathologie fréquente. Il est considéré comme la première cause d'handicap physique de l'adulte, la deuxième cause de démence après la maladie d'Alzheimer et la troisième cause de mortalité après l'infarctus du myocarde et les cancers. L'AVC peut être responsable de troubles de langage chez les adultes de type aphasie.

L'aphasie est un trouble général de la communication, qui touche tous les versants du langage (compréhension, lecture, écriture et expression orale). Il existe globalement deux formes d'aphasie : l'aphasie fluente et l'aphasie non fluente.

Cependant, la détection des troubles de langage est devenue une procédure médicale importante. Afin de contourner ces problèmes, une nouvelle approche pour la détection objective des troubles de langage a été proposée. Cette approche est basée sur des techniques de traitement de signal.

Dans ce mémoire, nous présentent nos résultats obtenus avec l'application de la méthode des machines à vecteurs de support (SVM), à la détection et classification de ses troubles de langage.

Ce mémoire sera divisé en trois chapitres :

Le premier chapitre sera consacré aux généralités sur l'accident vasculaire cérébral et les troubles de langage associées (en particulier l'aphasie), ainsi que leurs causes et types.

Le deuxième chapitre sera dédié à la présentation de quelques méthodes de classification supervisée telles que la méthode des K-plus proche voisins(KNN), les réseaux

de neurones artificiels (ANN) et les machines à vecteurs de support (SVM). Une comparaison entre ces méthodes sera résumée dans un tableau qui présentera les avantages et les inconvénients de chacun de ses algorithmes. Un état d'art sera aussi abordé dans ce chapitre pour présenter les travaux antérieurs dans ce domaine.

Dans le troisième chapitre, nous détaillerons les différentes étapes suivies dans notre démarche de classification. Ainsi nous expliquerons la procédure d'extraction des paramètres de notre signal traité par les coefficients cepstraux MFCC. Ensuite, la réalisation de la classification par la méthode des machines à vecteurs support SVM, en présentant les critères de performance de cette dernière. Les résultats obtenus feront l'objet d'interprétation et de discussion bien sûr.

Au final, une conclusion générale viendra récapituler le travail effectué et donner les perspectives attendues.

Résumé

Notre projet de fin d'étude a pour objectif d'utiliser les machines à vecteurs de support (SVM) pour la détection et la classification des troubles de langage chez les adultes après un accidents vasculaire cérébral(AVC).

Pour atteindre cet objectif, nous avons effectué des enregistrements sur les personnes ayant des troubles de langage après un AVC, plus particulièrement l'aphasie, ainsi sur des personnes saines pour avoir des échantillons de références.

Cette étude a été programmée sous Matlab afin d'extraire les paramètres coefficients cepstraux (MFCC) caractérisant le signal vocal traité. Par la suite, les méthodes SVM multi-classes et SVM linéaire ont été utilisées pour la classification de ses troubles de langage.

Mots clés : Troubles de langage ; AVC ; Aphasie, MFCC ; Classification ; SVM multi-classes, SVM linéaire.

المخلص

يهدف مشروع نهاية الدراسة إلى استخدام SVM للكشف عن اضطرابات اللغة و تصنيفها لدى البالغين بعد الإصابة بالسكتة الدماغية. لتحقيق الهدف قمنا بتسجيلات على الاشخاص الذين يعانون من مشاكل لغوية بعد سكتة الدماغية وخاصة فقدان القدرة على الكلام، وعلى الاشخاص الاصحاء للحصول على عينات مرجعية. تمت برمجة هذه الدراسة تحت Matlab, لاستخراج معاملات معامل cepstral (MFCC) التي تميز إشارة الكلام المعالج. في وقت لاحق ، تم استخدام أساليب SVM متعددة الفئات وطريقة SVM الخطية لتصنيف اضطرابات لغته.

الكلمات المفتاحية: اضطرابات اللغة ، سكتة الدماغية ، MFCC ،التصنيف، SVM متعدد الطبقات ، SVM خطي.

Abstract

Our final project study aims to use the machines support vector (SVM) for the detection and classification of language disorders in adults after a cerebrovascular accident (CVA).

To achieve this goal, we made recordings on people with language disorders after stroke, especially aphasia, and on healthy people to have reference samples.

This study was programmed under Matlab to extract the cepstral coefficient parameters (MFCC) characterizing the processed speech signal. Subsequently, SVM multi-class and linear SVM methods were used to classify his language disorders.

Key Words: Language disorders; stroke; Aphasia, MFCC; Classification; SVM multi-classes, Linear SVM.

Listes des tables

Table 2.1 : Les fonctions d'activation du neurone.....	26
Table 2.2 : Avantages et inconvénients des différentes méthodes de classification.....	32
Table 2.3 : Matrice de confusion dans le cas multi-classe.....	34
Table 3.1 : Matrice de confusion de classification par SVM multi-classe.....	48
Table 3.2 : Matrice de confusion de classification pour la première expérience.....	50
Table 3.3 : Matrice de confusion de classification pour la deuxième expérience.....	51
Table 3.4 : Résultats d'évaluation de la classification SVM multi-classes et SVM linéaire..	52

Liste des abréviations

- **AM** : Mémoires associatives.
- **ANN** : Les réseaux de neurones.
- **AVC** : Accident vasculaire cérébral.
- **DCT** : Discrète Cosinus Transforme.
- **DFT** : Discrète Fourier Transforme.
- **EM** : Expectation maximisation.
- **FFT** : Fast Fourier Transforme.
- **FN** : Faut négative.
- **FP** : Faut positive.
- **IDCT** : Cosinus Discrète Transforme Inverse.
- **KNN** : K plus proches voisins.
- **LPC** : Coefficients de prédiction linéaire.
- **LPCC** : Les coefficients de Cepstral à prédiction linéaire.
- **MFCC** : Les coefficients cepstraux.
- **MMC** : Modèles de Markov cachés.
- **PCM** : Pulse code modulation.
- **PMC**: Les perceptrons multicouches.
- **PSO** : Particle Swarm Optimisation.
- **RAP** : Reconnaissance automatique de la parole.
- **RNA** : Les réseaux de neurone artificiels.
- **SVM** : Les Machines à Vecteur de Support.
- **TCC** : Taux de Classification Correcte.
- **TCCm** : Taux de classification correcte moyen.
- **VN** : Vrais négative.
- **VP** : Vrais positive.

Liste des figures

Figure 1.1 : Schéma des différents lobes du cerveau.....	4
Figure 1.2.a : Le cerveau et les principales artères.....	5
Figure 1.2.b : Description des artères formant le polygone de Willis.....	5
Figure 1.3.a : Vue de profil, face externe de la vascularisation du cerveau.....	6
Figure 1.3.b : Vue de profil, face interne de la vascularisation du cerveau.....	6
Figure 1.4.a : Vue de profil qui montre le territoire irriguée sur face externe du cerveau....	7
Figure 1.4.b : Vue de profil qui montre le territoire irriguée sur face interne du cerveau....	7
Figure 1.5 : Illustration de l'irrigation du cerveau.....	8
Figure 1.6 : Illustration de l'artère qui se rompt	9
Figure 1.7: Illustration de l'hémorragie méningée.....	10
Figure 1.8 : Illustration de l'air de Wernicke et l'air de Broca	17
Figure 2.1 : Illustre le principe de fonctionnement de ce classificateur	24
Figure 2.2 : Neurone formel	25
Figure 2.3 : Schéma d'un perceptron multicouche	28
Figure 2.4 : Séparation de deux ensembles de points par un Hyperplan H.....	29
Figure 2.5 : Vecteurs de support.....	29
Figure 2.6 : Hyperplan optimal, marge et vecteurs de support.....	30
Figure 2.7 : Linéarité et non linéarité	31
Figure 3.1 : Le dictaphone Panasonic RR-XS400.....	39
Figure 3.2 : Schéma synoptique des étapes d'extraction des MFCC	41
Figure 3.3 : La préaccentuation	42
Figure 3.4 : Illustration des fenêtres.....	42
Figure 3.5 : Fenêtre de Hamming	43

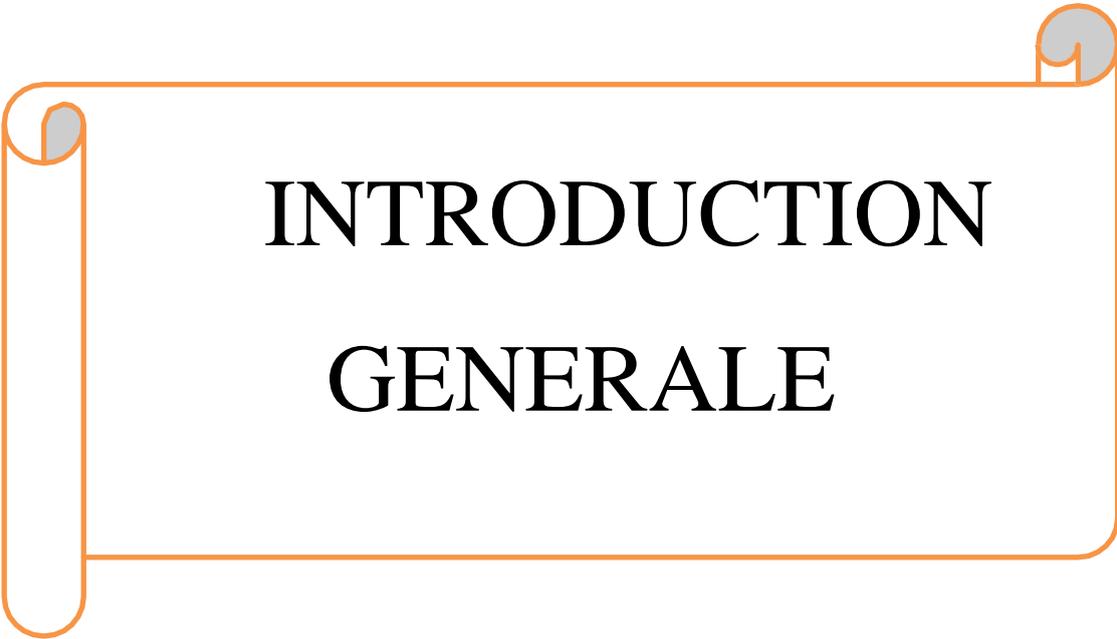
Figure 3.6 : Organigramme de l'extraction des paramètres MFCC.....	46
Figure 3.7: Déroulement de la phase d'apprentissage du modèle SVM.....	49
Figure 3.8 : Déroulement de la phase de classification du modèle SVM.....	49

- [1] L. Sherwood, « *Livre de la Physiologie humaine* », Ed. DE BOECK SUPERIEUR, 2015.
- [2] M. Urbanski, D. Priscilla Rodrigues, D.P. Safar, « *Livre de L'accident vasculaire cérébral (AVC) : Prévention et Information* », Ed. Hôpitaux de saint Maurice, 2017.
- [3] N. Danziger et S. Alamowitch, « *Livre de neurologie* », Ed. MED-LINE, 2012.
- [4] « *Aphasie ou trouble de langage* », <http://avcoiseouest.over-blog.com/2016/01/aphasie-ou-trouble-du-langage.html> (consulté le 10 janvier 2019).
- [5] P. Pradat-Diehl, J-M. Mazaux et V. Brun, « *Livre de l'aphasie et aphasique* », Ed. Elsevier Masson, 2007.
- [6] « *Machine Learning : SVM (Séparateurs à Vaste Marge), Réseaux Bayésiens et K-Plus Proches Voisins* », 2013, <http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/machine-learning/svm-reseaux-bayesiens-et-plus-proches-voisins.htm> (consulté le 17 mars 2019).
- [7] J.B.R. METOMO, « *Machine Learning : Introduction à l'apprentissage automatique* », 2017, <https://www.supinfo.com/articles/single/6041-machine-learning-introduction> (Consulté le 17 mars 2019).
- [8] M. Koudri, « *La détection et l'identification des maladies en observant seulement un prélèvement de cellules microscopiques* », <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/1045/4/Memoire.pdf> (consulté le 10 mars 2019).
- [9] I. Hamza Cherif, « *Classification des tracés TocoGraphiques (CTG) d'un foetus à l'aide de classifieurs multiples* », Chapitre 2 : Classification SVM et réseaux de neurones, Mémoire Master 2, Université Tlemcen, 2011, <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/322/11/ChapitreII.pdf> (consulté le 17 mars 2019).

- [10] G. Dreyfus, J. M. Martine, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, and L. Hérault, « Réseaux de neurones : Méthodologie et application », Ed. Eyrolles, 2002.
- [11] C. Touzet, « les réseaux de neurones artificiels », Cours, Exercices et Travaux pratique, laboratoire d'étude et de recherche en Informatique, France, 1992,
<http://www.touzet.org/Claude/Web-Fac>
[Claude/Les_reseaux_de_neurones_artificiels.pdf](http://www.touzet.org/Claude/Les_reseaux_de_neurones_artificiels.pdf) (consulté le 18 Mars 2019).
- [12] J. Hérault et C. Jutten, « Réseau de neurones et traitement du signal » Ed. Hermés, 1994.
- [13] N. Benammar et A. Boutiche, « *Identification des troubles de la voix par l'analyse temps-fréquence et les machines à vecteurs de support* », Mémoire de Master, Département de Physique/Structure Informatique, Université M'HAMED BOUGARA de Boumerdes, 2016, <http://dlibrary.univ-boumerdes.dz:8080/jspui/handle/123456789/3713>.
- [14] C. Cocco, « *Classification supervisée multi-étiquette en actes de dialogue : analyse discriminante et transformations de Schoenberg* », JADT 2014 : 12^{èmes} Journées Internationales d'Analyse statistique des Données Textuelles, https://www.researchgate.net/publication/269108309_Classification_supervisee_multi-etiquette_en_actes_de_dialogue_analyse_discriminante_et_transformations_de_Schoenberg.
- [15] P. Maheshal and D.S. Vinod, « *Classification of Speech Dysfluencies Using Speech Parameterization Techniques and Multiclass SVM*», 2013, Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering, https://eudl.eu/pdf/10.1007/978-3-642-37949-9_26.

- [16] H. Sossa, Beatriz, A. Garro, J. Villegas, C. Avilés, and G. Olague, « *Automatic Design of Artificial Neural Networks and Associative Memories for Pattern Classification and Pattern Restoration* », 2012, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-31149-9_3.
- [17] F. Ardjani, « *Optimisation des SVM multi-classes par des méthodes évolutionnaires (PSO-SVM)* », Mémoire de Magister, Département d'Informatique, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran -Mohamed Boudiaf, 2011, http://www.univ-usto.dz/theses_en_ligne/doc_num.php?explnum_id=621.
- [18] A. BENCHENIEF, « *Reconnaissance vocale basée sur les SVM*», Mémoire de Magister, Département d'Electronique, Université Mohamed Khider de Biskra, 2011, <http://thesis.univ-biskra.dz/2129/>.
- [19] B. Taconet, A. Zahour, S. Ramdane et W. Boussellaa, « *Classification des k-ppv par sous-voisinages emboîtés* », 2006 , Ed. HAL Id: hal-00113585, <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00113585>.
- [20] E. Augustin, « *Reconnaissance de mots manuscrits par systèmes hybrides : Réseaux de neurones et modèles de Markov cachés* », Thèse de Doctorat en Informatique, Université Paris 5, 2001, <http://www.theses.fr/2001PA05S026>.
- [21] S. B. Davis and P. Mermelstein, « *Comparison of parametric representation for monosyllabic words recognition in continuously spoken sentences*», IEEE, Transaction on acoustic speech and signal processing, vol.28, pp.357-366, 1980.
- [22] C. Génard, « *Etude de la paramétrisation du signal de parole à partir de la représentation en ondelettes* », Thèse de Doctorat, Département d'Electronique, université de Paris XI, France, 2005.
- [23] R. Julien, N. Schnell et D. Schwarz, « *Reconnaissance et classification de phonèmes*», IRCAM, Paris, 2005.

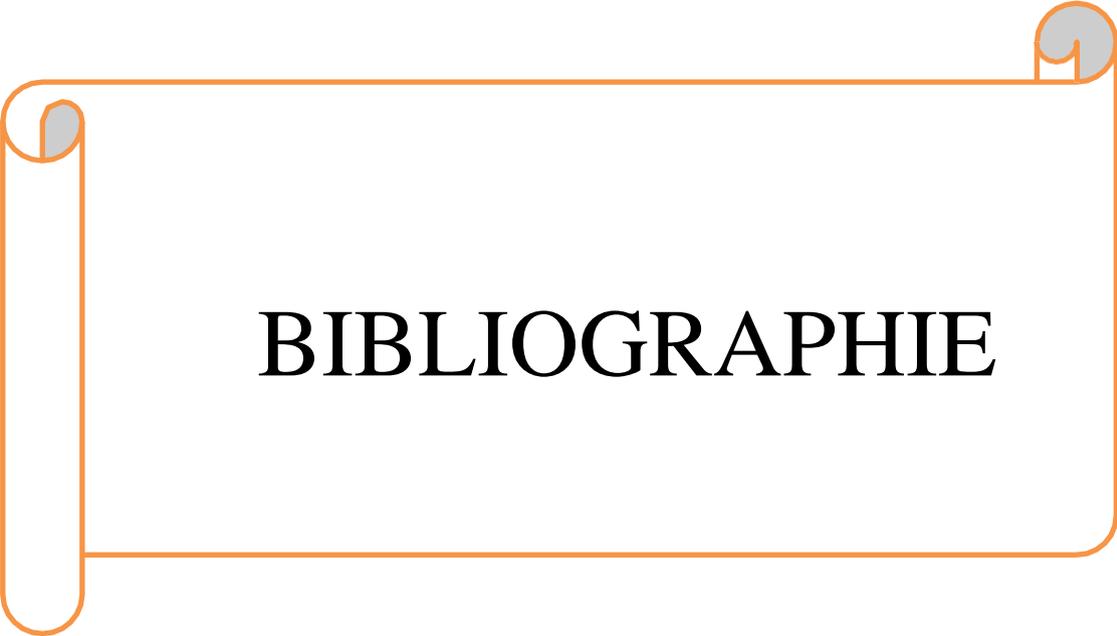
- [24] J. Rachedi, « *Reconnaissance et classification de phonème* », Mémoire de Master Science et Technologie de l'UPMC, Spécialité SAR, Université de Paris VI, France, 2005.
- [25] J. P. Haton, J. M. Pierrel, G. Perennou, J. Gaelen et J.L Gauvain, « *Reconnaissance automatique de la parole* », Ed. Dunod, Paris, France, 1991.
- [26] K. Oday Kamil, « *Frame Blocking and Windowing Speech Signal* », Journal of Information, Communication, and Intelligence Systems (JICIS) Volume 4, Issue 5, December 2018, https://www.researchgate.net/publication/331635757_Frame_Blocking_and_Windowing_Speech_Signal
- [27] Wikipedia, «Fonction de fenêtre», https://en.wikipedia.org/wiki/Window_function.



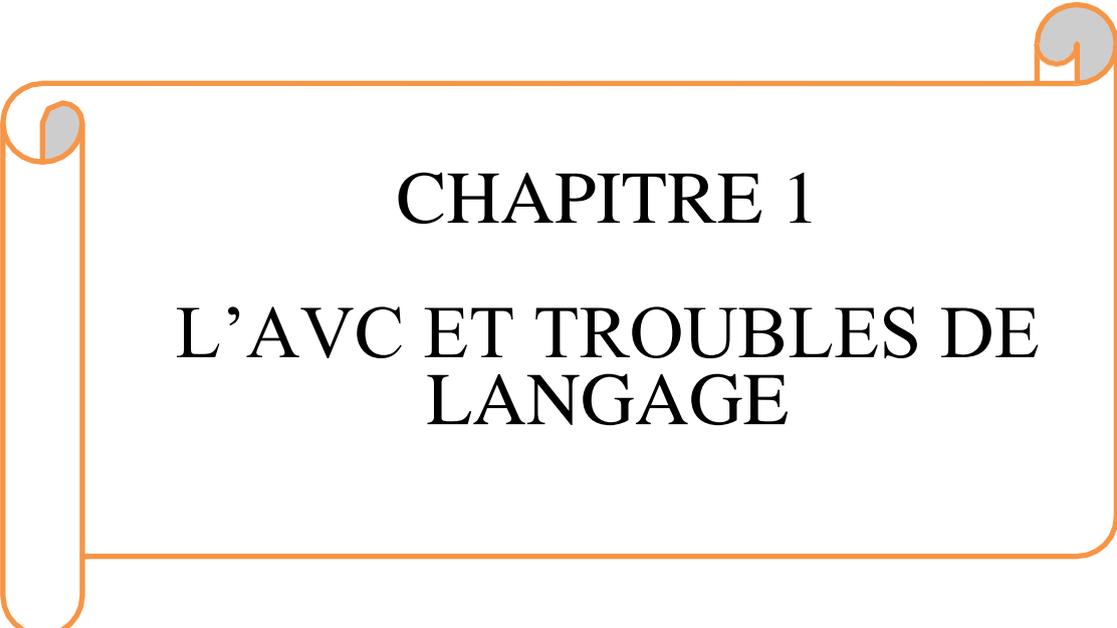
**INTRODUCTION
GENERALE**



**CONCLUSION
GENERALE**

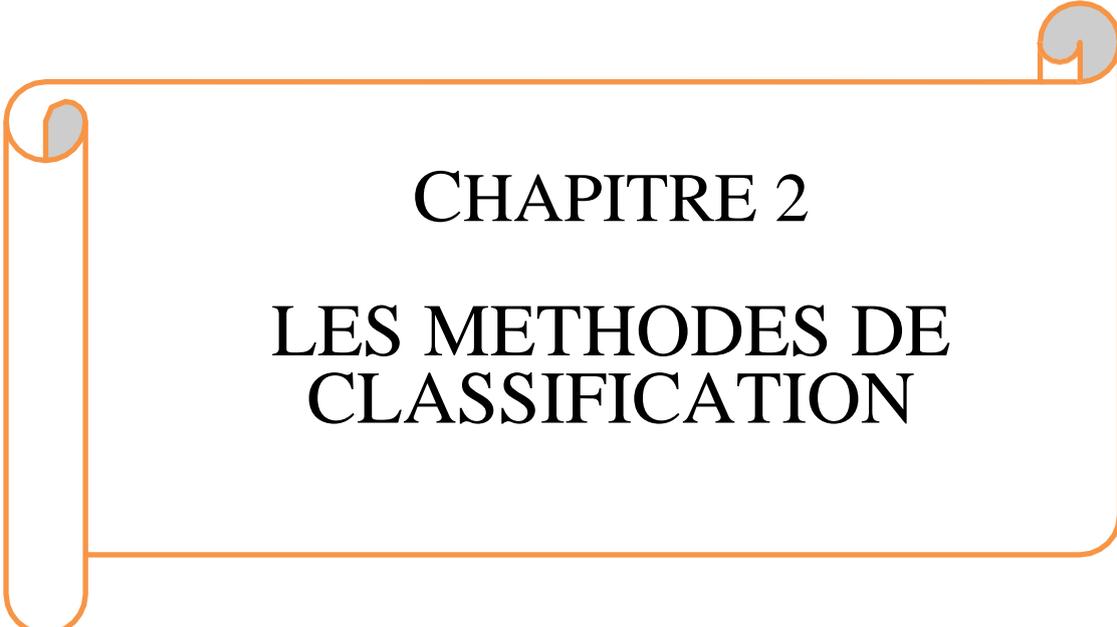


BIBLIOGRAPHIE



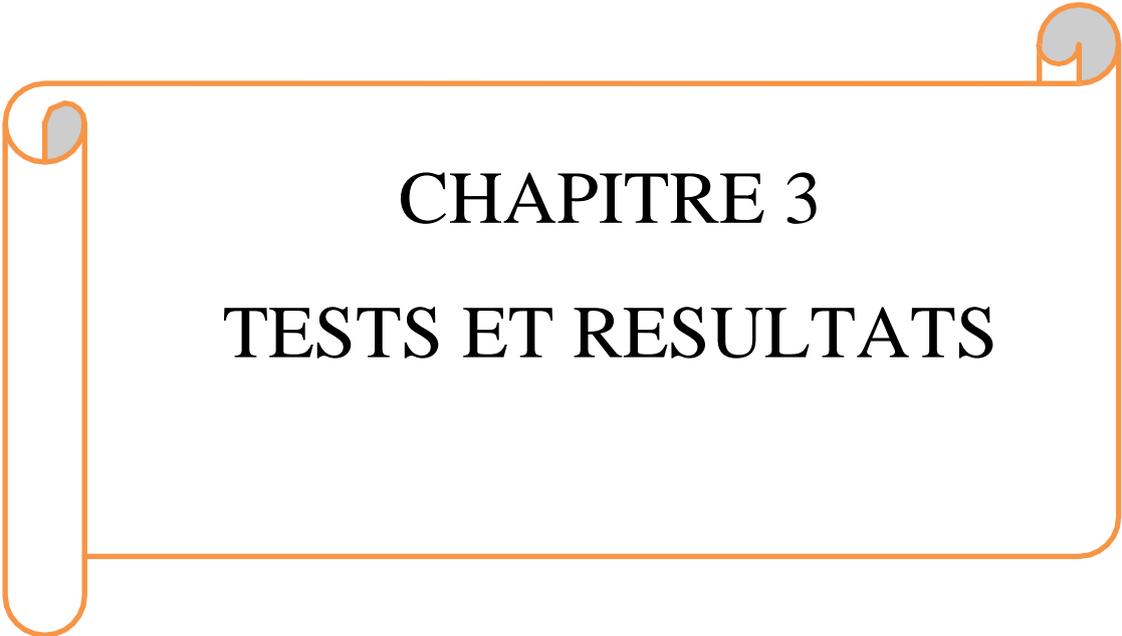
CHAPITRE 1

**L'AVC ET TROUBLES DE
LANGAGE**



CHAPITRE 2

**LES METHODES DE
CLASSIFICATION**



CHAPITRE 3
TESTS ET RESULTATS

Table des matières

Remerciements

Dédicaces

Résumés

Table de matières

Liste des figures

Liste des tables

Liste des abréviations

Introduction Générale..... 1

Chapitre 1 : L'AVC et Troubles de Langage

1.1	Introduction.....	3
1.2	Accident Vasculaire Cérébral AVC.....	3
1.2.1	Mécanisme d'un AVC.....	3
1.2.2	La vascularisation du cerveau.....	4
1.3	Les différents types d'AVC.....	8
1.3.1	AVC ischémique.....	8
1.3.2	AVC hémorragique.....	9
1.4	Les causes d'AVC.....	10
1.5	Les facteurs de risque d'un AVC.....	11
1.6	Les symptômes d'un AVC.....	12
1.7	Définition de l'aphasie.....	16
1.8	Différentes formes d'aphasie.....	17
1.8.1	Aphasie fluente.....	17

1.8.2	Aphasie non fluente.....	18
1.9	Les causes d'aphasie	19
1.10	Les troubles associés à l'aphasie.....	19
1.11	Conclusion.....	22
 Chapitre 2 : Les Méthodes de Classification		
2.1	Introduction.....	23
2.2	K plus proche voisin (KNN).....	23
2.3	Les réseaux de neurones formels.....	25
2.3.1	Apprentissage des réseaux de neurones.....	26
2.3.2	Le perceptron.....	27
2.3.3	Le perceptron multicouche (PMC).....	27
2.4	Les machines à vecteur de supports SVM.....	28
2.4.1	Le principe de fonctionnement.....	29
2.4.2	Linéarité et non linéarité.....	30
2.4.3	Classification SVM pour multi-classes.....	31
2.5	Comparaison des méthodes de classification.....	32
2.6	Les critères de performances.....	33
2.7	Etat de l'art	35
2.8	Conclusion	38

Chapitre 3 : Tests et Résultats

3.1 Introduction	39
3.2 L'enregistreur vocal	39
3.3 Extraction des paramètres MFCC.....	40
3.3.1 Les coefficients MFCC.....	40
3.3.2 Fenêtrage	42
3.3.3 Application d'une fenêtre de pondération	43
3.3.4 Transformée de Fourier Discrète (DFT).....	43
3.3.5 Création des Bancs de filtre Mel.....	44
3.3.6 Calcul des coefficients cepstraux	45
3.4 Classification des troubles de langage avec SVM	47
3.4.1 Classification par SVM multi-classes	48
3.4.2 Classification par SVM linéaire	49
3.5 Evaluation des performances	51
3.6 Conclusion	52
Conclusion Générale & Perspectives	53
Bibliographie	54

1.1 Introduction

L'importance de la communication dans la vie quotidienne de l'être humain est indispensable car c'est un moyen d'exprimer ses idées, ses pensées et surtout ses besoins de base. Malheureusement, on rencontre des personnes âgées présentant des troubles de langage, généralement causés par un Accident Vasculaire Cérébral (AVC).

Un accident vasculaire cérébral peut provoquer des troubles de langage de différentes façons. L'aphasie qui est la condition la plus fréquente après un AVC associée aux troubles de la parole, est une condition qui amène un individu à avoir des difficultés à traiter le langage malgré le fait qu'il ou elle a une intelligence normale. Les personnes aphasiques peuvent souvent avoir des difficultés à récupérer des mots, à comprendre la verbalisation et à combiner des mots en phrases. Ils doivent également faire face à de nombreux défis pour pouvoir lire ou écrire.

Ce chapitre est donc consacré à la présentation des troubles de la parole chez les adultes après un AVC afin de répondre aux questions suivantes :

C'est quoi un AVC ? Quelles sont ces types ainsi que ces causes ? Et c'est quoi l'aphasie ?

1.2 L'Accident Vasculaire Cérébral (AVC)

L'accident vasculaire cérébral (AVC) est un déficit neurologique soudain d'origine vasculaire présumée, il constitue une urgence thérapeutique [1].

1.2.1 Mécanismes d'un AVC

Le cerveau est composé de deux hémisphères (un droit, un gauche) où chacun est composé de quatre lobes sur sa face externe : le lobe frontal, le lobe temporal, le lobe pariétal et le lobe occipital (Figure 1.1).

- Le lobe **frontal** (en vert) représente la partie la plus développée du cerveau humain. Il a un rôle dans de nombreuses fonctions cognitives élaborées (attention, planification, organisation, raisonnement). Il comprend également le cortex moteur primaire.

- Le lobe **temporal** (en jaune) comprend le cortex auditif primaire et a un rôle dans la mémoire (via les hippocampes), le traitement émotionnel (via l'amygdale) et le traitement du sens des mots.
- Le lobe **pariétal** (en bleu) comprend le cortex sensoriel primaire et des aires associatives. Il joue un rôle dans l'orientation spatiale et les gestes.
- Le lobe **occipital** (en violet) comprend le cortex visuel primaire et des aires associatives. Il joue un rôle dans la vision et dans la reconnaissance visuelle.
- À l'arrière se trouve le **cervelet** (en beige) qui a un rôle dans l'équilibre, la coordination, la synchronisation et la précision des mouvements [2].

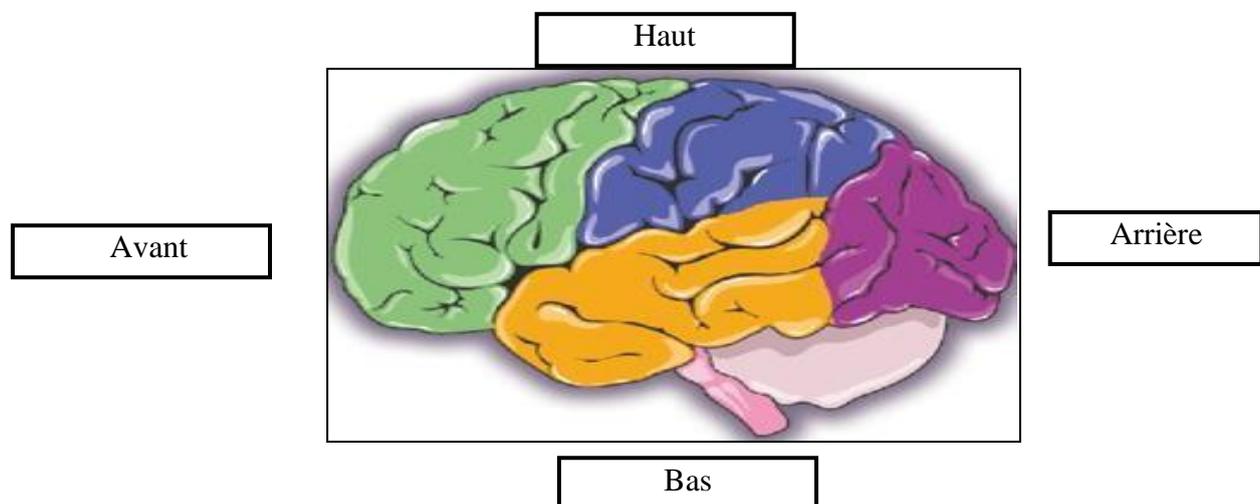


Figure 1.1 : Schéma des différents lobes du cerveau [2].

1.2.2 La vascularisation du cerveau

Le cerveau est vascularisé par de nombreuses artères qui forment le polygone de Willis (Figures 1.2.a et 1.2.b).

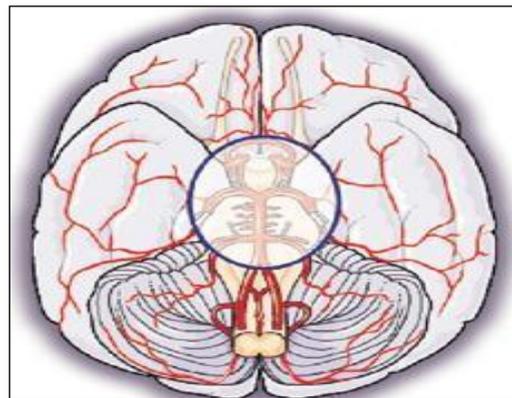


Figure 1.2.a : Le cerveau et les principales artères [2].

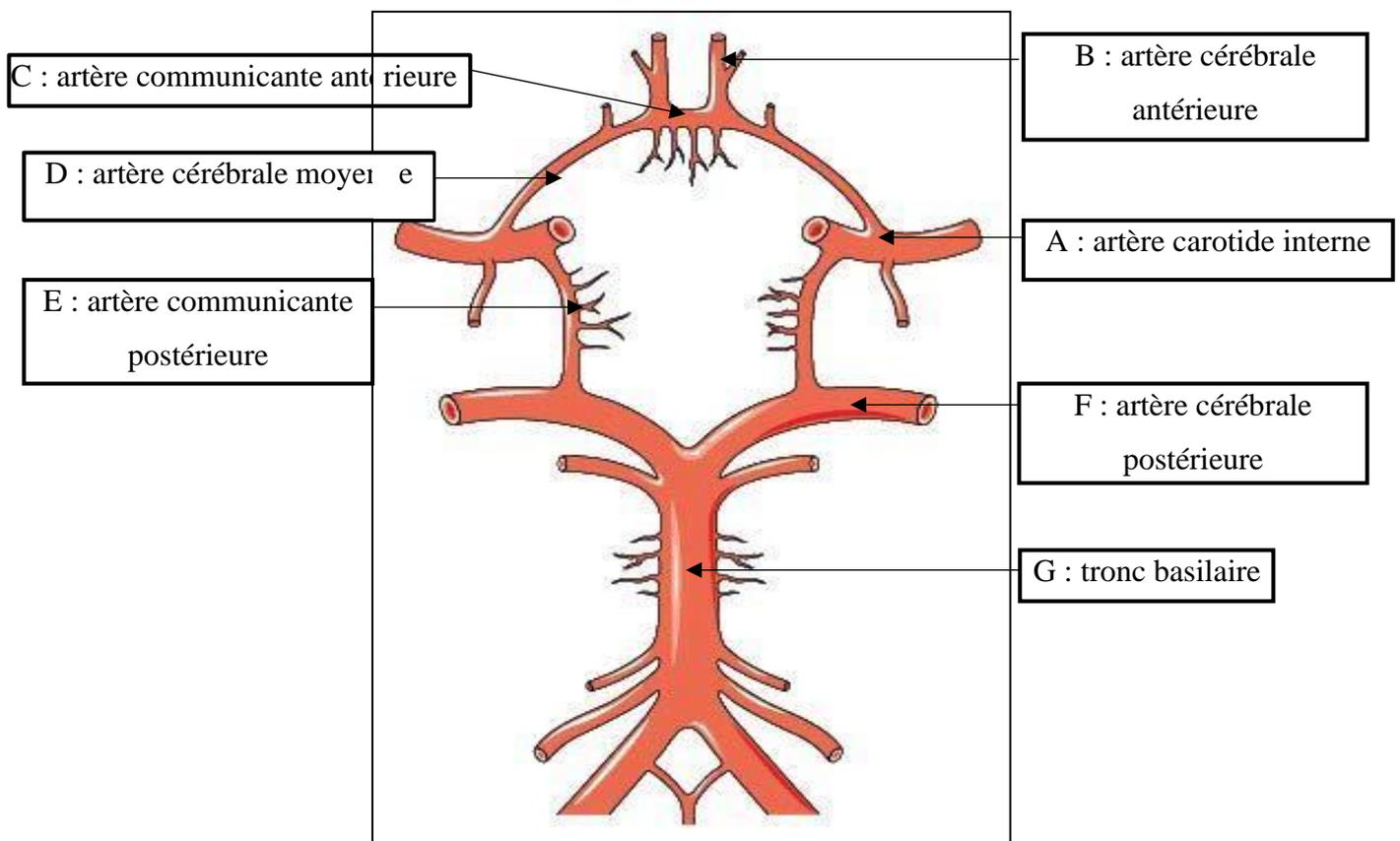


Figure 1.2.b : Description des artères formant le polygone de Willis [2].

Les deux artères cérébrales, situées en arrière du cou, se rejoignent pour former le tronc basilaire (G) qui donne naissance aux artères cérébrales postérieures (F) (une pour l'hémisphère droit, une pour l'hémisphère gauche) et aux artères communicantes

postérieures(**E**). Ces dernières relient les artères cérébrales postérieures (une droite et une gauche) aux artères carotides internes (**A**) situées en avant du cou.

Les artères carotides internes (une droite et une gauche) donnent naissance aux artères cérébrales antérieures (**B**) vers l'avant (une droite et une gauche), reliées par l'artère communicante antérieure (**C**), ainsi qu'aux artères cérébrales moyennes (**D**) vers le haut, dans le prolongement des carotides internes (une droite et une gauche). Ces artères irriguent différentes parties du cerveau à la fois sur la face externe et sur la face interne des hémisphères (Figures 1.3.a, 1.3.b, 1.4.a et 1.4.b) [2].

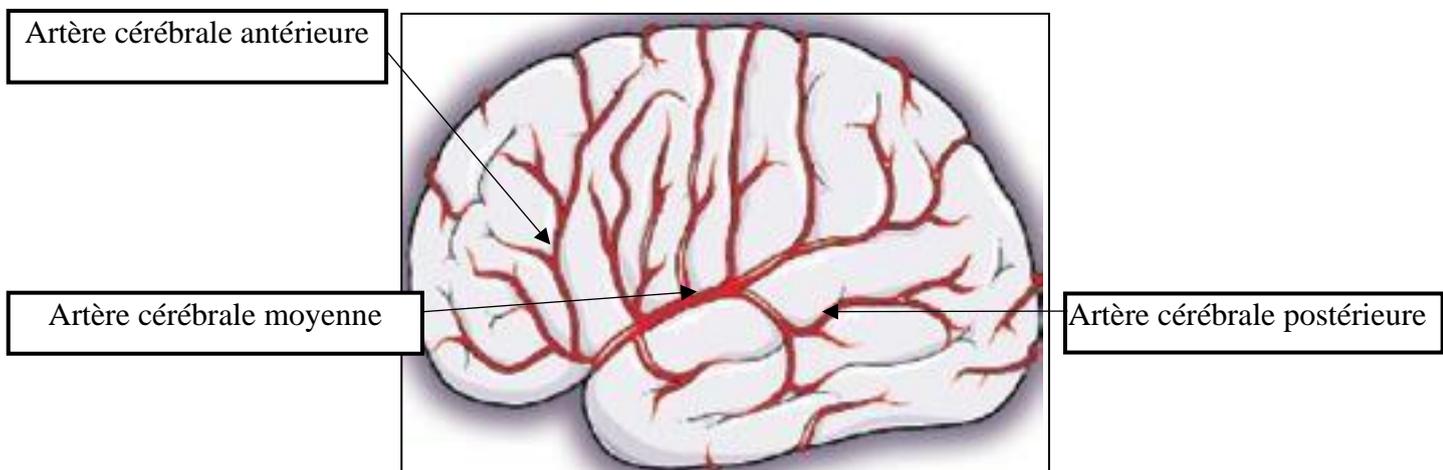


Figure 1.3.a : Vue de profil, face externe de la vascularisation du cerveau [2].

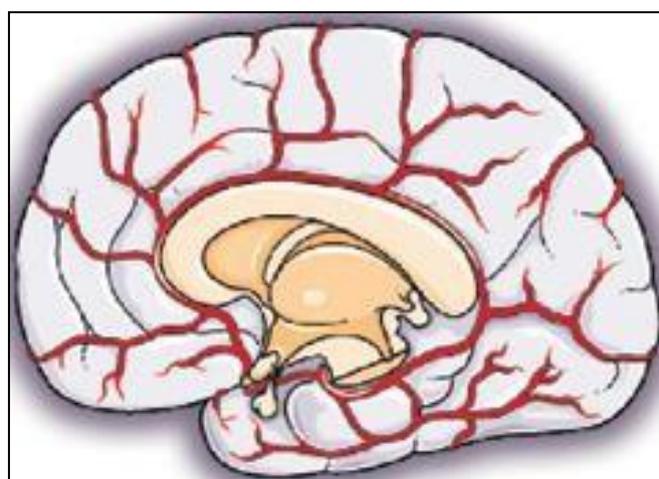


Figure 1.3.b : Vue de profil, face interne de la vascularisation du cerveau [2].

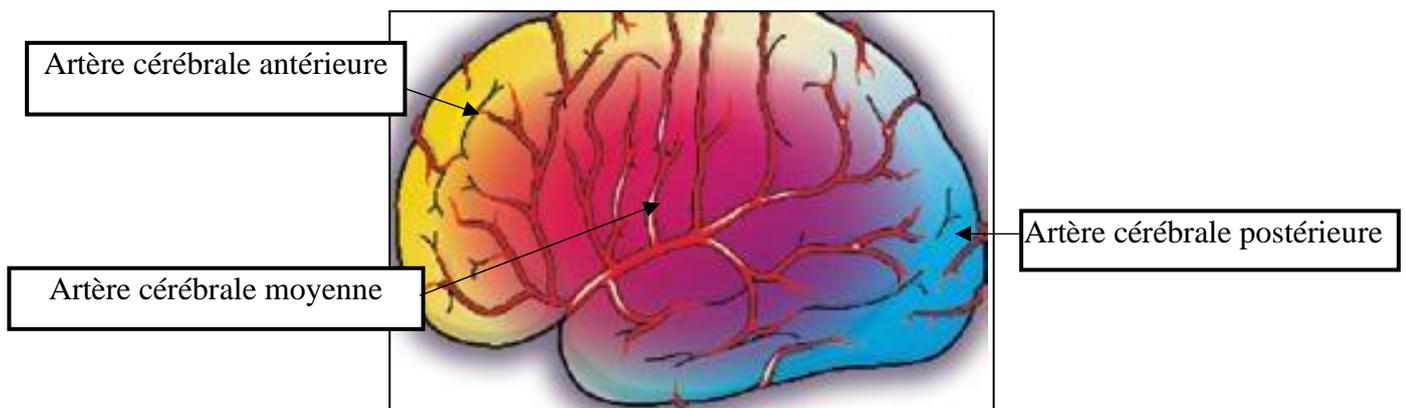


Figure 1.4.a : Vue de profil qui montre le territoire irrigué sur face externe du cerveau [2].

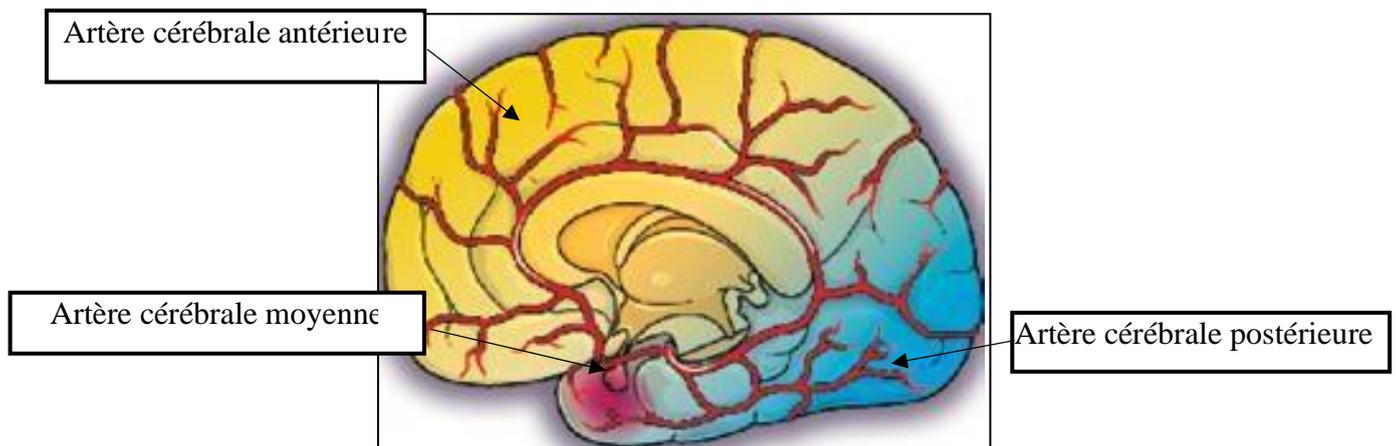


Figure 1.4.b : Vue de profil qui montre le territoire irrigué sur face interne du cerveau [2].

- L'artère cérébrale antérieure vascularisé le lobe frontal et le lobe pariétal sur sa face interne (en jaune).
- L'artère cérébrale moyenne vascularisé une partie du lobe frontal ainsi que le lobe temporal et pariétal sur leurs faces latérales (en rouge).
- L'artère cérébrale postérieure vascularisé le lobe occipital et la face inférieure et interne du lobe temporal (en bleu).

1.3 Les différents types d'AVC

L'AVC est une perturbation de l'irrigation du cerveau :

- soit du fait d'une artère bouchée par un caillot de sang qui va bloquer la circulation sanguine : c'est l'**AVC ischémique**.
- soit du fait de la rupture d'une artère qui va déclencher un hématomate intracérébral ou autour de l'encéphale : c'est l'**AVC hémorragique**.

1.3.1 L'AVC ischémique

Il se produit lorsqu'une artère se bouche, empêchant ainsi une partie du cerveau d'être irriguée (Figure 1.5).

La localisation du « bouchon artériel » définit le type de troubles : paralysie soudaine d'un ou de plusieurs membres et/ou de la face, troubles de la sensibilité, troubles visuels, vertiges, difficultés de langage ou encore troubles de la déglutition.

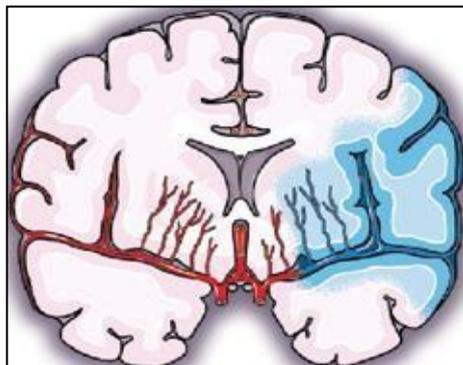


Figure 1.5 : Illustration de l'irrigation du cerveau [2].

Remarque : 85% des AVC sont d'origine ischémique.

On distingue l'accident vasculaire ischémique transitoire (AIT), qui prend fin dans l'heure et ne laisse aucune séquelle, de l'accident constitué, dans lequel le déficit persiste.

1.3.2 L'AVC hémorragique

L'AVC hémorragique se produit quand une artère se rompt (Figure 1.6). Le sang se répand alors dans le cerveau, ce qui le comprime et le lèse. Le pronostic initial est moins bon que celui de l'AVC ischémique car le risque de coma, voire de décès, est plus important. Cependant, la récupération du déficit peut être plus favorable qu'après un AVC ischémique [2].

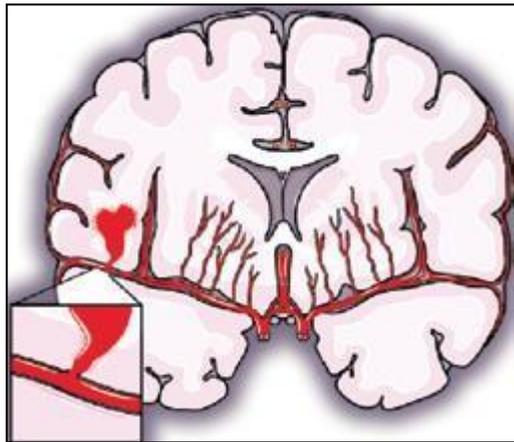


Figure 1.6 : Illustration de l'artère qui se rompt [2].

Remarque : 15% des AVC sont d'origine hémorragique.

On distingue l'hémorragie cérébrale, environ 10% des cas, de l'hémorragie sous-arachnoïdienne (appelée aussi hémorragie méningée) qui représente 5% des cas. Lors d'une hémorragie méningée, le sang se répand dans les méninges, entre le cerveau et la boîte crânienne (Figure 1.7). Le plus souvent l'hémorragie méningée fait suite à la rupture d'un anévrysme artériel.

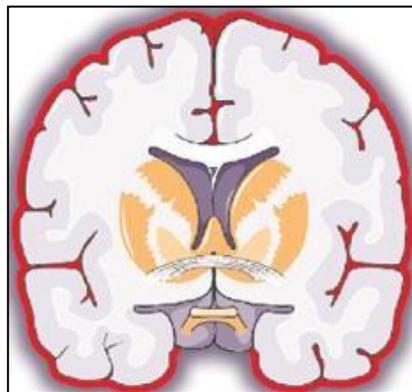


Figure 1.7 : Illustration de l'hémorragie méningée [2].

1.4 Les causes de l'AVC

✓ Cas de l'AVC ischémique :

Trois causes fréquentes peuvent boucher une artère cérébrale en rétrécissant son diamètre (on parle alors de sténose) :

- un caillot (ou thrombus) provenant d'une lésion de la paroi d'une plus grosse artère (carotide interne, artère vertébrale ou aorte). C'est le cas d'environ 30% des AVC ischémiques.
- un caillot provenant du cœur. C'est ce qu'on appelle **l'embolie cardiaque**. Cela est favorisé par les troubles du rythme cardiaque (arythmie) ou par des maladies cardiaques (maladie des valves cardiaques, infarctus). C'est le cas d'environ 20% des AVC ischémiques.
- un caillot se formant au niveau d'une petite artère à l'intérieur du cerveau (favorisé par le diabète et l'hypertension) : **maladies des petites artères**. C'est le cas d'environ 20% des AVC ischémiques.

Il existe des causes plus rares, notamment chez l'adulte jeune comme la dissection des artères carotides internes ou des artères vertébrales. Dans ce cas, un hématome se forme suite à la déchirure de la paroi de l'artère. Cela va rétrécir son diamètre et donc diminuer l'irrigation du cerveau par cette artère. Il existe aussi des **anomalies héréditaires** de la coagulation qui favorisent la formation de caillots [3].

Néanmoins, environ 15% des AVC ischémiques restent inexplicables.

✓ Cas de l'AVC hémorragique :

On retrouve également trois causes principales :

- soit la rupture d'une **malformation vasculaire** (anévrisme, malformation artério-veineuse, angiome cérébral).
- soit une **anomalie héréditaire** de la coagulation.
- soit la prise de **toxiques**.

1.5 Les facteurs de risque d'un AVC

Les facteurs de risque d'AVC sont communs à toutes les maladies vasculaires touchant d'autres organes (cœur, reins, membres inférieurs).

Certains de ces facteurs sont dit « modifiables ». Ils représentent ensemble 90% du risque global d'AVC [1].

- **l'hypertension artérielle** : L'hypertension est définie par une pression artérielle élevée supérieure à 140/90 mm Hg. C'est le 1er facteur de risque d'un AVC (1/3 du risque global d'AVC). Le risque d'AVC chez un adulte hypertendu est presque 3 fois plus grand que chez un adulte présentant une tension normale.
- **le stress et la dépression** : Le stress, comme la dépression, peuvent être associés à pratiquement 5% du risque global d'AVC.
- **le diabète** : C'est un facteur de risque important des AVC ischémiques (environ 20% des AVC). Le risque d'AVC chez un adulte diabétique est 2 fois plus grand que chez un adulte non diabétique.
- **l'hypercholestérolémie** : Le risque d'AVC est multiplié par 1,3 lorsqu'on présente une augmentation du taux de cholestérol ou des triglycérides.
- **le surpoids (notamment l'obésité abdominale)** : l'obésité abdominale peut multiplier jusqu'à 3 fois le risque d'AVC, d'autant qu'elle s'accompagne souvent d'une hypertension artérielle, d'une hypercholestérolémie ou d'un diabète.
- **un régime alimentaire déséquilibré et la sédentarité** : L'absence d'activité physique régulière et de mesure diététique favorise la survenue d'un AVC.

- **la consommation de toxiques : tabac, alcool, cannabis, cocaïne, etc...**
- **la contraception orale** : Chez la femme prenant un contraceptif oral (de type œstroprogestatif), surtout si la personne est fumeuse, le risque d'AVC et d'infarctus du myocarde est multiplié par 2.
- **les migraines** : Il semble que l'on retrouve souvent des personnes migraineuses parmi les victimes d'AVC ischémiques. Cela n'a, toutefois, pas été prouvé scientifiquement.

Les migraines ne précèdent pas forcément la survenue d'un AVC, bien que certains AVC hémorragiques soient souvent précédés de maux de tête.

D'autres facteurs de risque ne sont pas modifiables :

- **l'âge**,
- le **sexe** (les hommes sont plus à risque),
- **l'hérédité** (il y a plus de risques si un membre de votre famille au premier degré a subi un AVC avant l'âge de 65 ans).
- un **antécédent d'AVC** (les personnes qui ont eu un premier AVC peuvent avoir un nouvel AVC dans les cinq années qui suivent).

Remarques :

- **Pour l'AVC ischémique**, l'ensemble de ces facteurs est associé de façon significative au risque de survenue.
- **Pour l'AVC hémorragique**, les facteurs significatifs sont l'hypertension, le tabagisme, l'obésité abdominale, le régime alimentaire déséquilibré et la consommation d'alcool.

1.6 Les symptômes d'un AVC

Ils sont variables selon la localisation et l'étendue de la lésion. Mais ils surviennent généralement brutalement, parfois pendant le sommeil, et leur intensité peut être soit d'emblée forte, soit s'accroître progressivement [2].

❖ Les signes avant-coureurs :

- ✓ Une **faiblesse musculaire** ou une paralysie touchant la main, le bras, la jambe ou la face. Très souvent, le bras et la jambe du même côté sont atteints. Cela se traduit par une impossibilité de se mettre debout, une chute de sa hauteur ou encore des objets lâchés par la main.
- ✓ Une **perte de la sensibilité** (engourdissement, anesthésie, difficulté à ressentir le contact, la douleur ou le chaud/froid) d'une partie du corps.
- ✓ Une **difficulté à parler** gêne pour articuler, mot mal prononcés ou mal compris, voire les deux ensembles, et une difficulté à se faire comprendre par ses interlocuteurs.
- ✓ Un **trouble de la vue** une vision double ou la perte d'une partie du champ visuel.
- ✓ Des **maux de tête** inhabituels sévères et soudains, accompagnés éventuellement de vertiges, de nausées et de vomissements.
- ✓ Des **troubles de l'équilibre**, de la coordination (maladresse d'une main) ou une marche instable.

❖ Les symptômes post-AVC

Ils dépendent de la zone cérébrale atteinte lors de l'AVC et de son étendue [2]. On rencontre alors :

- ✓ **Les troubles moteurs** : L'hémiplégie ou la paralysie peut être complète ou partielle au début. Cette paralysie touche le bras et/ ou la jambe, qui peuvent être inertes et incapables d'avoir une activité motrice.

Ce défaut de commande motrice se traduit par :

- Des difficultés à sélectionner les bons muscles pour le mouvement voulu, donc à orienter le mouvement vers un but.
- Des contractions musculaires simultanées qui peuvent freiner voire empêcher les mouvements.

- La difficulté des muscles à s'allonger et s'étirer, comme si le muscle était raide. On parle de spasticité.
- L'association de mouvements incontrôlés, qui parasitent le mouvement volontaire. On parle alors de syncinésies.

Ces différents dysfonctionnements peuvent être source de douleurs, en particulier avec la spasticité.

- ✓ **Les troubles sensitifs** : Souvent le patient hémiparétique ne perçoit plus son bras, sa jambe ou son visage normalement.

Les troubles sensitifs sont souvent multiples :

- anesthésie du tact : perte de la sensation du « toucher » et du « contact » de la peau.
 - anesthésie thermique : perte du sens de la température (chaud et froid) au contact de la peau.
 - anesthésie douloureuse : perte de la capacité à ressentir la douleur.
 - anesthésie proprioceptive : perte du sens de position du corps dans l'espace.
- ✓ **Les troubles de la déglutition** : Ils sont présents dans près de la moitié des AVC et dans 10% des cas, ils peuvent entraîner des complications (infection broncho-pulmonaire, détresse respiratoire aiguë). De plus, ils entraînent des difficultés à s'alimenter et à s'hydrater car les aliments, comme les boissons, peuvent provoquer des « fausses routes » : le contenu de la bouche passe dans les poumons, ce qui déclenche une toux et éventuellement des infections respiratoires.
 - ✓ **Les troubles vésico-sphinctériens** : Un quart des patients hémiparétiques ont des troubles urinaires après la phase aiguë. Dans 80% des cas, les troubles concernent une incontinence et dans 20% des cas une rétention d'urine. Les troubles sphinctériens existent chez 30% des patients hémiparétiques. Dans la majorité des cas, les troubles vésico-sphinctériens régressent dans les semaines qui suivent l'AVC.

- ✓ **Les troubles de la sexualité et de la libido :** Ils sont présents dans environ 60% des AVC et peuvent persister dans 20% des cas.

- ✓ **Les douleurs :** Les plus fréquentes et précoces se produisent pour le membre supérieur paralysé du fait de la perte de force des muscles de l'épaule. Elles peuvent aboutir à un gonflement (on parle d'œdème) du membre et une inflammation locale ainsi que des douleurs neuropathiques. Ces douleurs peuvent survenir dans la moitié du corps atteinte chez des patients ayant des lésions des voies de la sensibilité. Elles se caractérisent par des sensations de décharges électriques, des fourmillements, des picotements, des sensations de brûlures, de froid douloureux ou encore d'élançements.

- ✓ **La fatigue et la fatigabilité :** 50 à 70% des personnes ayant fait un AVC se plaignent d'une fatigue excessive plusieurs mois après un AVC. Elle peut persister dans le temps et elle dépend de la sévérité de l'AVC en termes d'intensité du déficit, mais également de l'angoisse générée par l'hospitalisation, par la crainte d'une récurrence, etc. Parfois, il est difficile de faire la distinction entre la fatigue pathologique liée à l'AVC et la dépression qui l'accompagne souvent.

- ✓ **Les troubles cognitifs :** Ils peuvent concerner l'orientation dans le temps et l'espace, le langage, la mémoire, l'attention, les fonctions exécutives (capacités à programmer des actions), les gestes, etc.

- ✓ **Les troubles de l'humeur et du comportement :** Ils sont très variables en fréquence et en intensité. Ils peuvent se manifester sous forme d'une dépression, d'une labilité émotionnelle, d'une désinhibition, d'une agressivité, d'une indifférence, ou de crises d'angoisse.

1.7 Définition de l'aphasie

L'aphasie est la perte totale ou partielle du langage, consécutive à une lésion du cerveau. Suite à cette lésion, la personne aphasique peut avoir des difficultés variables pour **parler, comprendre, lire** ou **écrire**. Ce sont toutes les capacités de communication qui sont atteintes.

La fonction du langage est commandée par le cerveau. C'est l'organe qui permet l'expression et la compréhension du langage.

Chez la majorité des personnes, le langage est localisé dans l'hémisphère gauche. Dans l'aphasie, c'est cette partie du cerveau qui est lésée. L'atteinte va perturber les diverses activités langagières qui composent le langage : l'expression, la compréhension, la lecture et l'écriture.

La perturbation des différentes activités dépend de la localisation de l'atteinte : au sein de chaque hémisphère, on observe des « zones » bien spécifiques. Ainsi dans l'hémisphère gauche, on distingue des « zones de langage » avec notamment la zone de l'expression (zone de Broca) et la zone de la compréhension (zone de Wernicke) (Figure 1.8) [4].

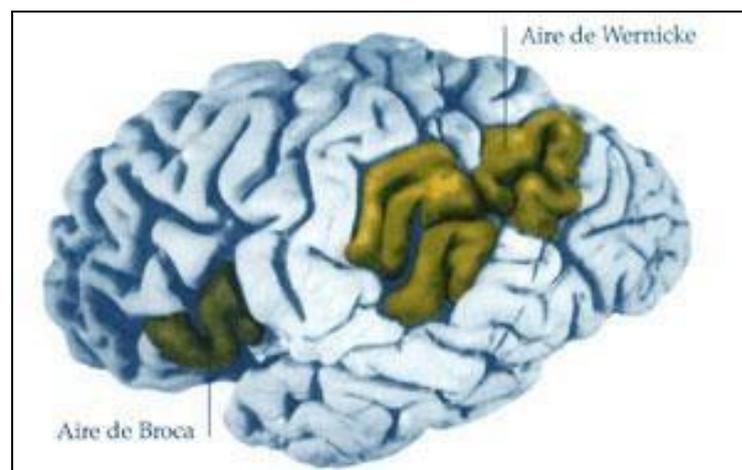


Figure 1.8 : illustration de l'air de Wernicke et l'air de Broca [4].

1.8 Différentes formes d'aphasie

Il existe plusieurs formes d'aphasies qui dépendent de la localisation précise de la lésion cérébrale.

Les aphasies peuvent être classées en deux grandes formes :

- **Aphasie fluente** : la personne a du mal à comprendre une phrase bien qu'elle puisse parler facilement.
- **Aphasie non fluente** : la personne a du mal à s'exprimer, bien que le débit soit normal.

En dehors de ces deux grandes formes d'aphasie, il existe une autre forme :

- **Aphasie globale** : C'est la forme la plus grave de l'aphasie. Elle résulte d'un dommage important des zones du langage du cerveau. Le patient ne peut parler ou comprendre le langage parlé ou écrit.

1.8.1 Aphasie fluente

Également appelée «aphasie Wernicke», elle est consécutive à une lésion de l'aire de Wernicke et touche plutôt la compréhension. La personne atteinte de ce type d'aphasie peut s'exprimer mais présente de gros troubles de compréhension :

- elle parle beaucoup, elle parle abondamment (logorrhée).
- il peut être difficile de l'arrêter, de la canaliser.
- elle ne comprend pas ou mal ce qu'on lui dit.
- elle n'a pas de difficultés articulatoires.
- son discours peut être totalement incompréhensible (jargon).
- elle a tendance à utiliser un mot pour un autre (paraphasie) ou à en inventer (néologismes).
- la personne n'est souvent pas consciente de ses difficultés (anosognosie) et ne se rend pas compte de ses erreurs.
- la lecture et l'écriture sont très difficiles voire impossibles (alexie et agraphie) en raison des nombreuses transformations de mots lus (paralexies) ou écrits (paragraphies).

1.8.2 Aphasie non-fluente

Également appelée «aphasie de Broca», Elle est consécutive à une lésion de l'aire de Broca et touche plutôt le versant expression. Elle s'accompagne presque toujours d'une paralysie du côté droit.

L'aphasie de Broca se caractérise par une difficulté de parler, de nommer des mots, même si la personne atteinte peut comprendre en grande partie ce qui est dit. Elle est souvent consciente de sa difficulté à communiquer et peut se sentir frustrée. On dit que son langage est non fluent ou réduit :

- la personne prend peu ou pas la parole (a spontanéité).
- elle ne trouve pas ses mots (manque du mot) ou les confond avec d'autres (paraphasie).
- elle fait des phrases très courtes.
- elle juxtapose les mots les uns aux autres sans utiliser les petits mots grammaticaux et/ou sans conjuguer les verbes, elle utilise un style télégraphique (agrammatisme).
- elle a des difficultés à articuler car elle ne sait plus comment placer sa langue, ses lèvres... (troubles arthriques).
- elle déforme les mots (paraphasies phonémiques).
- elle peut dire un mot ou une phrase et ne plus pouvoir le redire quelques minutes plus tard (dissociation automatico-volontaire).
- elle prononce automatiquement et involontairement les mêmes sons, mots ou expressions dès qu'elle essaie de parler (stéréotypie).
- elle peut comprendre les phrases simples et concrètes mais peut avoir des difficultés pour les phrases longues ou complexes.
- la lecture et l'écriture peuvent être difficiles voire impossibles.

Au début de l'aphasie, les difficultés sont si importantes que certains malades ne peuvent plus parler du tout (mutisme).

1.9 Les causes d'aphasie

La lésion cérébrale à l'origine de l'aphasie peut avoir plusieurs causes, la plus fréquente est l'Accident Vasculaire Cérébral (AVC).

D'autres causes sont moins fréquentes, comme :

- un traumatisme crânien (lors d'une chute ou d'un accident de la route...).
- une tumeur cérébrale.
- des maladies infectieuses.
- des maladies neuro-dégénératives (Maladie d'Alzheimer...).

Remarque :

Les personnes âgées sont les plus touchées car le risque d'accident vasculaire cérébral, de tumeurs et de maladies neuro-dégénératives augmentent avec l'âge. Cependant, elle peut très bien affecter des individus plus jeunes, voire des enfants.

1.10 Les troubles associés à l'aphasie

Au-delà des difficultés de langage, d'autres troubles peuvent accompagner l'aphasie :

- **L'hémiplégie** : c'est la paralysie de la moitié du corps et/ou du visage. Chez l'aphasique, c'est généralement le côté droit qui est touché. (Le contrôle des mouvements par le cerveau se fait de manière croisée). Elle va avoir des répercussions importantes dans beaucoup de tâches pratiques (s'habiller, se nourrir, se laver, écrire...). La gêne d'avoir à écrire de la main gauche vient s'ajouter aux difficultés à retrouver les lettres et les mots quand la personne essaie d'écrire. De même, la paralysie de la moitié du visage (joue, langue, lèvres, voile du palais) va renforcer les difficultés de parole existantes.
- **L'hémi-parésie** : c'est un affaiblissement, une perte de la force musculaire qui n'entrave pas le mouvement mais reste une gêne pour les mouvements de la vie quotidienne.

- **Des troubles de la sensibilité** : la sensibilité peut être réduite dans la moitié du corps atteint. Cela se manifeste par une absence de réaction au chaud, au froid ou au toucher. Cela doit être surveillé pour éviter certains risques. En effet le patient risque de se brûler sans s'en rendre compte.
- **Une apraxie** : le malade ne peut plus réaliser certains gestes et utiliser certains objets de manière intentionnelle alors qu'il n'est pas paralysé et qu'il a compris ce qu'on lui demande. Par exemple, la personne sera incapable de montrer son verre pour signifier qu'elle a soif, de se servir de la brosse à dents, de faire ses lacets ou encore ne peut volontairement ouvrir la bouche, tirer la langue ou envoyer un baiser (*apraxie bucco-faciale*). Elle pourra également avoir du mal à s'habiller, ne plus savoir comment enfiler un pull ou dans quel ordre mettre ses vêtements (*apraxie de l'habillement*). L'**orthophoniste** s'occupera plus particulièrement des répercussions sur la parole (*apraxie bucco-faciale*).
- **Des crises d'épilepsie** : dans certains cas, l'atteinte cérébrale peut provoquer des crises d'épilepsie : la personne peut perdre conscience ou avoir des spasmes musculaires. Ces crises peuvent être spectaculaires et angoissantes. Vous pouvez empêcher la personne de se blesser en tombant. Si vous pensez que votre proche fait ou a fait une crise épileptique, parlez-en à son médecin notamment pour avoir des conseils sur les conduites à tenir. Des traitements médicamenteux peuvent agir sur ces crises.
- **Des troubles de la déglutition (dysphagie)**: la lésion cérébrale affecte le contrôle du réflexe de déglutition et le patient peut avoir des difficultés pour boire et pour manger (il tousse ou s'étouffe). Il faut bien surveiller la déglutition car cela peut s'avérer dangereux (présence d'aliments dans les poumons entraînant des infections des poumons ou une pneumonie). La dysphagie est prise en charge par l'**orthophoniste** qui l'évalue et fournit des conseils sur les postures à adopter, les aliments et textures à privilégier ou éviter... Ce trouble peut aussi nécessiter l'intervention d'une **diététicienne** qui adapte l'alimentation aux besoins du patient.

- **Des troubles du champ visuel :**
 - **L'hémianopsie :** est la perte de la moitié du champ visuel gauche ou droit. La personne n'est pas aveugle (des lunettes ne servent à rien) mais son cerveau n'analyse plus ce que voit l'œil droit ou gauche.
 - **L'hémi-négligence :** la personne oublie de regarder tout ce qu'il y a du côté droit ou gauche, elle peut se cogner, bousculer des personnes, rater le trottoir... La rééducation de ces difficultés se fera avec un orthophoniste et/ou un ergothérapeute.

- **Une agnosie :** la personne ne peut plus reconnaître les bruits, les objets ou les personnes qu'elle connaissait alors qu'elle n'est pas aveugle. Le cerveau n'analyse plus l'information donnée par les sens. Il existe plusieurs agnosies qui dépendent des modalités touchées dans la reconnaissance: agnosie auditive, visuelle, tactile... Par exemple, dans l'agnosie auditive, la personne ne reconnaîtra pas le bruit de la vache mais si elle en voit une, elle la reconnaîtra.

- **Des troubles neuropsychologiques :**
 - **Des difficultés de calcul :** difficultés à utiliser les chiffres, à effectuer des opérations, à se souvenir de la valeur des choses, à manipuler l'argent ou lire l'heure...
 - **Des troubles de l'attention :** la personne est plus facilement distraite, a du mal à se concentrer, à écouter dans un environnement bruyant, à faire plusieurs choses à la fois...
 - **Des troubles du raisonnement :** difficultés à résoudre des problèmes logiques
 - **Des troubles mnésiques :** souvent les premiers temps. Il est rare qu'un problème de mémoire persiste mais cela peut arriver.
 - **Une fatigabilité importante :** le cerveau a subi un choc, la récupération demande des efforts considérables.

Remarque : Ces troubles sont pris en charge par l'orthophoniste, le neuropsychologue et l'ergothérapeute.

1.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini qu'est-ce qu'un accident vasculaire cérébral, ces types ainsi que ces causes. Ensuite, nous avons parlé de l'aphasie et ces différentes formes, en citant ses causes et les troubles associés.

Les chapitres suivants seront consacrés à la détection et la classification de l'aphasie.

2.1 Introduction

Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains paramètres descriptifs. Elles s'appliquent à un grand nombre d'activités humaines et conviennent en particulier au problème de la prise de décision automatisée.

La procédure de classification sera extraite automatiquement à partir d'un ensemble d'exemples où un exemple consiste en la description d'un cas avec la classification correspondante. Un système d'apprentissage doit alors, à partir de cet ensemble d'exemples, extraire une procédure de classification. Il s'agit en effet d'extraire une règle générale à partir des données observées. La procédure générée devra classer correctement les exemples de l'échantillon et avoir un bon pouvoir prédictif pour classer correctement de nouvelles descriptions.

Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses, citons : la méthode des K plus proches voisins (KNN), les réseaux de neurones (ANN), les Machines à Vecteur de Support (SVM), etc. Nous présentons dans la suite de ce chapitre, une étude détaillée des trois techniques KNN, ANN et SVM. Ces méthodes ont montré leur efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement de la parole, traitement d'images et le diagnostic médical.

2.2 K plus proche voisins (KNN)

La méthode des K-plus proches voisins (KNN) fait partie des méthodes de classification qui déterminent une mesure de proximité entre les exemples x_i et x_j . La règle de décision des K-plus proches voisins est très simple : une observation nouvelle est classée en prenant la classe majoritaire parmi les K observations d'apprentissage les plus proches. Cela revient à choisir une fonction noyau simple, constante dans l'hyper sphère contenant les K voisins et nulle ailleurs (Figure 2.1) [6].

Cette méthode n'a pas réellement de phase d'apprentissage, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de construction de modèle. Tout repose sur :

- L'ensemble d'apprentissage stocké en mémoire.

-
- Une mesure de distance entre les vecteurs de caractéristiques pour faire la classification d'une nouvelle entrée. La plus classique est la distance euclidienne en vue de sa simplicité et son efficacité. Elle est définie comme suit :

Soit $X = (x_1, \dots, x_n)$ et $Y = (y_1, \dots, y_n)$ deux points dans l'espace, la distance euclidienne entre X et Y est :

$$D(X, Y) = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (2.1)$$

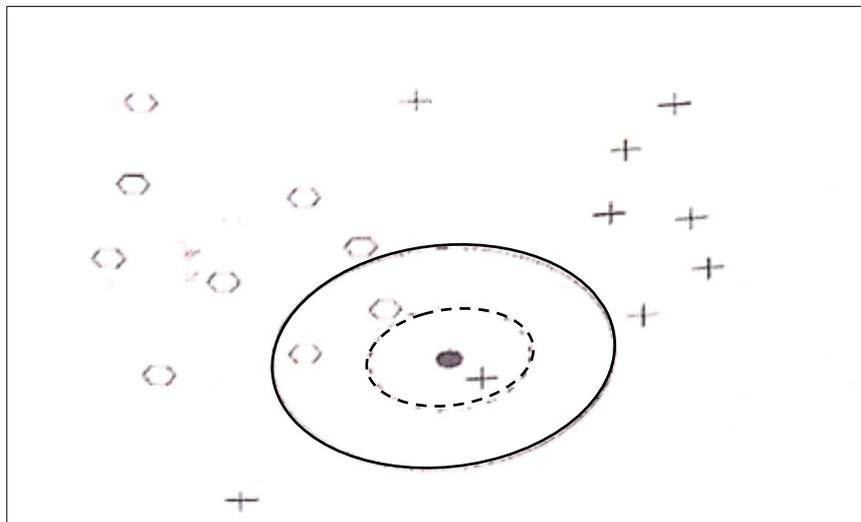


Figure 2.1 : illustre le principe de fonctionnement de ce classificateur [6].

En général, la méthode consiste à choisir la classe majoritaire parmi les K observations d'apprentissage les plus proches. Pour le cas 1-ppv, l'exemple de test (rond noir) va être affecté à la classe +. Pour le cas 3-ppv, l'exemple de test va être affecté à la classe majoritaire.

Notons que la capacité de généralisation de cette méthode dépend du paramètre K. le réglage de K permet de lisser la modélisation. En effet, un K élevé permet d'englober plus de voisins et ainsi d'être moins sensible aux erreurs d'apprentissage, Mais dans le même temps les k plus proches voisins doivent rester très proches de y pour que les approximations soient fiables. Par suite, il est nécessaire de réaliser un compromis, en choisissant une valeur de K adaptée à une bonne classification de données.

L'un des avantages de la méthode KNN pour classer les objets est qu'ils ne nécessitent peu de paramètres à régler pour obtenir une précision de classification suffisamment élevée [6].

2.3 Les réseaux de neurones formels

Les réseaux de neurone formels ou artificiels (RNA) sont des réseaux dont l'architecture est inspirée de celle des réseaux de neurones biologiques (naturels), ils sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type statistique. Le premier neurone formel est apparu en 1943, introduit par MacCulloch et Pitts. La Figure 2.2, ci-dessous montre un neurone formel [11].

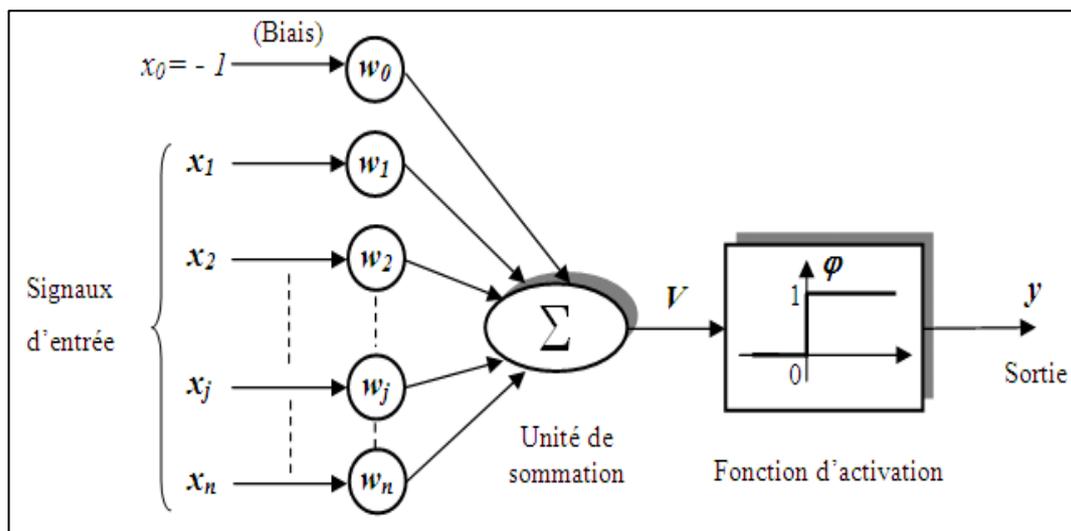
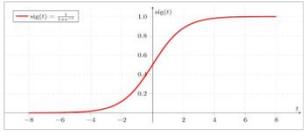
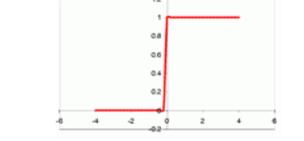


Figure 2.2 : neurone formel [10].

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier chaque entrée est affectée d'un poids, le passage des entrées dans le corps de neurone se fait en deux parties. La première étape consiste à faire une somme pondérée de ses entrées par les poids respectifs des connexions sur lesquelles ces entrées se propagent. La seconde étape consiste à calculer la sortie après la comparaison de la sommation pondérée des entrées avec un seuil, d'où une fonction d'activation se présente.

Le choix d'une fonction d'activation se révèle être un élément constitutif important dans des réseaux de neurones. Le tableau 2.1 regroupe quelques fonctions couramment utilisées comme fonctions d'activation : le sigmoïde standard (encore appelé fonction logistique), la tangente hyperbolique, la fonction gaussienne, une fonction à seuil.

<p>Le sigmoïde standard (fonction logistique)</p>	$f(n) = \frac{1}{1+e^{-n}}$	
<p>La tangente hyperbolique</p>	$f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
<p>La fonction gaussienne</p>	$f(n) = e^{-n^2}$	
<p>La fonction à seuil</p>	$f(n) = \begin{cases} 0 & \text{si } n < 0 \\ 1 & \text{si } n \geq 0 \end{cases}$	

Tab 2.1 : Les fonctions d'activation du neurone

2.3.1 Apprentissage des réseaux de neurones

Une caractéristique des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre (à reconnaître une lettre, un son...). Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ.

La plupart des réseaux de neurones apprennent par l'exemple en suivant un algorithme d'apprentissage. Il y a deux algorithmes principaux : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

Lors d'un apprentissage supervisé, les classes sont prédéterminées et les exemples connus, le système apprend à classer selon un modèle de classement, c.-à-d. : on dispose d'un

comportement de référence précis que l'on désire faire apprendre au réseau. L'apprentissage doit mesurer l'écart entre le comportement du réseau et celui de référence et ajuster les poids synaptiques du réseau de façon à réduire cet écart.

Lors d'un apprentissage non supervisé, on ne fournit pas au réseau les sorties que l'on désire obtenir. On le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise [9].

2.3.2 Le perceptron

C'est l'un des premiers réseaux de neurones, Il est linéaire et monocouche et est inspiré du système visuel. La première couche (d'entrée) représente la rétine. Les neurones de la couche suivante (unique, d'où le qualificatif de monocouche) sont les cellules d'association, et la couche finale les cellules de décision. Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et 1 ou 0 et 1). Seuls les poids des liaisons entre la couche d'association et la couche finale peuvent être modifiés. La règle de modification des poids utilisée est la règle de *Widrow-Hoff* : si la sortie du réseau (donc celle d'une cellule de décision) est égale à la sortie désirée, le poids de la connexion entre ce neurone et le neurone d'association qui lui est connecté n'est pas modifié [12].

Dans le cas contraire, le poids est modifié proportionnellement. À la différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée :

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \mathbf{k} (\mathbf{d} - \mathbf{s}) \quad (2.2)$$

Où : \mathbf{s} est la sortie obtenue, \mathbf{d} la sortie désirée, \mathbf{k} une constante positive et \mathbf{w} le poids.

2.3.3 Les perceptrons multicouches (PMC)

Ils sont une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches intermédiaires dites couches cachées, dans le sens où elles n'ont qu'une utilité intrinsèque pour le réseau de neurones et pas de contact direct avec l'extérieur. Chaque neurone n'est relié qu'aux neurones des couches directement précédente et suivante, mais à tous les neurones de ces couches (Figure 2.3).

Les PMC utilisent pour modifier leurs poids un algorithme d'apprentissage. Il existe une centaine mais le plus populaire est la rétro-propagation du gradient, qui est une

généralisation de la règle de *Widrow-Hoff*. Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique, en propageant la modification des poids de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée. Cet algorithme passe donc par deux phases :

- Les entrées sont propagées de couche en couche jusqu'à la couche de sortie.
- Si la sortie du PMC est différente de la sortie désirée alors l'erreur est propagée de la couche de sortie vers la couche d'entrée en modifiant les poids durant cette propagation.

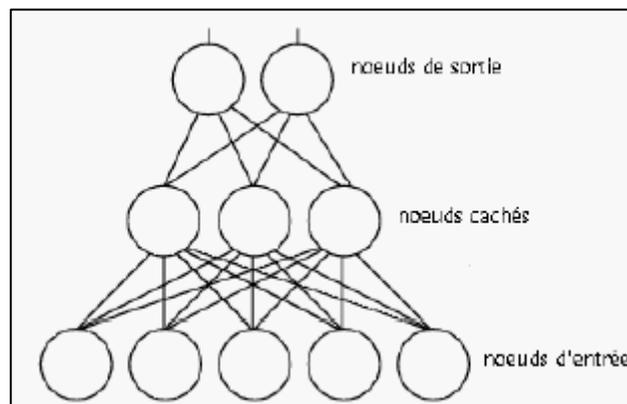


Figure 2.3 : Schéma d'un perceptron multicouche [9].

2.4 Les machines à vecteurs de support SVM

Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) appelés aussi séparateurs à vaste marge sont des techniques d'apprentissage supervisées destinées à résoudre des problèmes de classification. Les machines à vecteurs supports exploitent les concepts relatifs à la théorie de l'apprentissage statistique et à la théorie des bornes de Vapnik et Chervonenkis [13]. Ces fameuses machines ont été inventées en 1992 par Boser et al.

Le succès de cette méthode est justifié par les solides bases théoriques qui la soutiennent. Elles permettent d'aborder des problèmes très divers dont la classification. SVM est une méthode particulièrement bien adaptée pour traiter des données de très haute dimension [9].

2.4.1 Le principe de fonctionnement

Le principe de cette méthode de classification est de trouver un séparateur linéaire entre les points de données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce séparateur linéaire appelé « hyperplan » Dans la figure 2.4, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points.

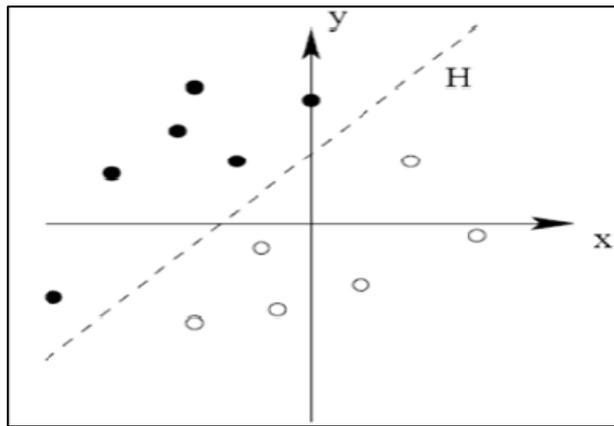


Figure 2.4: Séparation de deux ensembles de points par un Hyperplan H [9].

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan sont appelés vecteurs de support (figure 2.5).

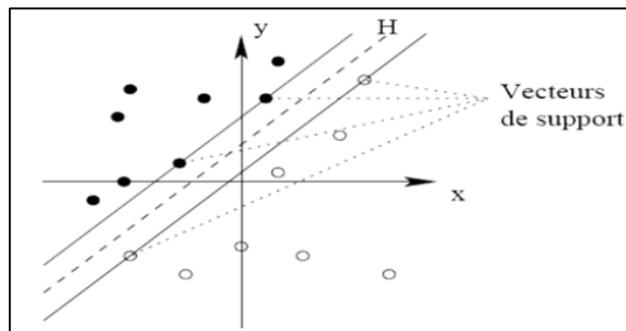


Figure 2.5: Vecteurs de support [9].

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplans valides mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes de l'exemple donné sur la Figure 2.6.

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. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de séparateurs à vaste marge.

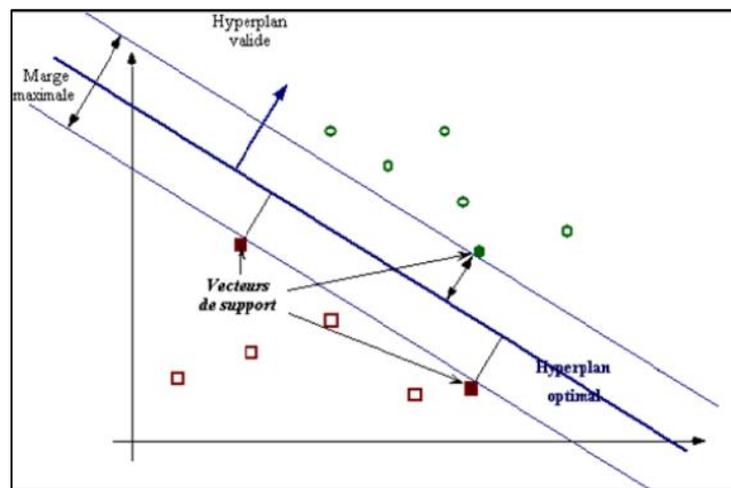


Figure 2.6: Hyperplan optimal, marge et vecteurs de support [9].

2.4.2 Linéarité et non linéarité

Dans les SVM, on constate deux cas de séparabilité (Figure 2.7) :

- **Le cas linéairement séparable** : plus simple, trouver facilement le classificateur linéaire.
- **Le cas non linéairement séparable** : plus complexe. Dans la plupart des problèmes réels, il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.

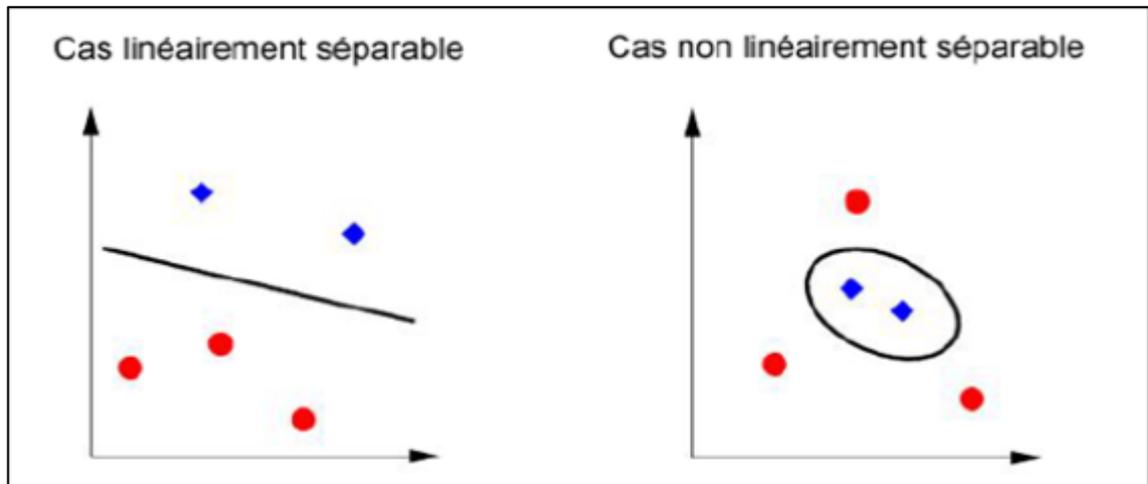


Figure 2.7 : Linéarité et non linéarité [9].

2.4.3 Classification SVM pour multi-classes

La plupart des problèmes ne se contentent pas de deux classes de données. Il existe plusieurs méthodes pour faire la classification multi-classes. Citons les plus utilisées :

- La première méthode est appelée Un-contre-Un. Au lieu d'apprendre N fonctions de décisions, ici chaque classe est discriminée d'une autre. Ainsi, $N(N - 1)/2$ fonctions de décisions (classificateurs) sont apprises et chacune d'entre elles effectue un vote pour l'affectation d'un nouveau point x . La classe de ce point x au plus grand nombre de votes devient ensuite la classe majoritaire [9].
- La deuxième méthode est appelé Un-Contre-Tous. L'approche la plus naturelle est d'utiliser cette méthode de discrimination binaire et d'apprendre N fonctions de décision $\{f_m\} m = 1 \dots N$ permettant de faire la discrimination entre chaque classe de toutes les autres (chaque classe est opposée à toutes les autres), il faut donc poser N problèmes binaires. Le $k^{\text{ième}}$ classificateur sépare les données de la classe k de tout le reste des données d'apprentissage. Chaque classificateur renvoie 1 si la forme à reconnaître appartient à la classe, -1 sinon. Alors pour reconnaître une forme, il faut la soumettre à tous les autres

classificateurs, pour prendre une décision de classification, on garde la classe qui a eu la valeur maximale de toutes les fonctions de décision [9].

2.5 Comparaison des méthodes de classification

Dans le but d'atteindre un degré maximal de précision et d'efficacité, chaque méthode de classification a des avantages et des inconvénients. Dans ce qui suit, un tableau présentant une analyse critique des méthodes de classification.

Méthode	Avantages	Inconvénients
KNN	<ul style="list-style-type: none"> - Facile à comprendre et à implémenter. - Estimation locale pour chaque instance à classer. - Indépendant de l'ordre d'arrivée des données. 	<ul style="list-style-type: none"> - Prédiction lente car il faut revoir tous les exemples à chaque fois. - Méthode gourmande en place mémoire. - Sensible aux attributs non pertinents et corrélés.
ANN	<ul style="list-style-type: none"> - Très précise (bien paramétrée). - Apprentissage automatique des poids. - Résistance aux pannes (si un neurone ne fonctionne plus, le réseau ne se perturbe pas). 	<ul style="list-style-type: none"> - Paramètres difficiles à interpréter. - Difficulté de paramétrage, surtout pour le nombre de couches cachées. - Détermination de l'architecture du réseau est complexe.

SVM	<ul style="list-style-type: none"> - Décision rapide (la classification d'un nouvel exemple consiste à voir le signe de la fonction de décision). - Robustesse contre les erreurs d'apprentissage. - Les exemples de test sont comparés juste avec les supports vecteur et non pas avec tous les exemples d'apprentissage. - Les SVM possèdent des fondements mathématiques solides. 	<ul style="list-style-type: none"> - Grande quantité d'exemples en entrées implique un calcul matriciel important. - Temps d'apprentissage long. - Fonction d'apprentissage complexe. - Classification binaire d'où la nécessité d'utiliser l'approche un-contre-un.
-----	--	--

Tab 2.2 : Avantages et inconvénients des différentes méthodes de classification.

2.6 Les critères de performances

Nous évaluerons les performances des Méthodes de classification selon plusieurs critères d'évaluation à savoir la matrice de confusion et des mesures de performance qui en découle de cette matrice à savoir le Taux de Classification Correcte (TCC) qui est exprimé en pourcentage des données correctement classifiées par le système et le F-mesure qui combine deux critères et qui sont : la précision et le rappel.

La matrice de confusion est donc un outil servant à mesurer la qualité d'un système de classification. C'est un tableau à double entrée. Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée, tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle (ou de référence). Un des intérêts de la matrice de confusion est qu'elle montre clairement si le système parvient à classifier correctement les données, dans le cas favorable, la matrice n'aura que des valeurs nulles en dehors de la diagonale. Le Tableau 2.3 présente un exemple de matrice de confusion dans le cas de 3 classes.

		Classe estimées			
		1	2	3	
Classes réelles	1	VP_1	E_{12}	E_{13}	NR_1
	2	E_{21}	VP_2	E_{23}	NR_2
	3	E_{31}	E_{32}	VP_3	NR_3
		NE_1	NE_2	NE_3	Totale

Tableau 2.3 : matrice de confusion dans le cas multi-classe.

Où :

- VP_i : représente le nombre d'échantillons classés correctement dans la classe i (on l'appelle souvent Vrais Positif).
- NR_i : est le nombre réel d'échantillons dans la classe i , égal à la somme de la ligne i .
- NE_i : est le nombre d'échantillons estimé dans la classe i , égal à la somme de la colonne i .
- E_{ij} : est le nombre d'échantillons de la classe i estimés dans la classe j .

Ces mesures sont définies comme suit :

$$TCC = \frac{\sum_{i=1}^N VP_i}{Total} \times 100 \quad (2.3)$$

$$précision = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{VP_i}{NE_i} \times 100 \quad (2.4)$$

$$Rappel = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{VP_i}{NR_i} \times 100 \quad (2.5)$$

$$F - Mesure = \frac{(1 + \beta^2) \times précision \times Rappel}{\beta^2 \times précision + Rappel} \times 100 \quad (2.6)$$

Où le paramètre β permet de pondérer la précision ou le rappel. Il est généralement égal à 1, la mesure devient alors :

$$F - \text{Mesure} = \frac{2 \times \text{précision} \times \text{Rappel}}{\text{précision} + \text{Rappel}} \times 100 \quad (2.7)$$

$$\text{Total} = \sum_{i=1}^N NR_i \quad (2.8)$$

Avec :

N : le nombre de classes.

Total : le nombre d'échantillons à classer.

Le F-Mesure sera notre premier critère d'évaluation car il met en évidence le problème des données de classe déséquilibrées contrairement au taux de classification correcte (TCC) qui donne le taux global de classification.

2.7 Etat de l'art

Dans cette partie, on cite les différents travaux où il a été question de méthodes de classification :

- En 2016, Nesrine BENAMMAR et Amina BOUTICHE dans leur projet de fin d'études de master en informatique, ont développé un système d'aide au diagnostic qui permet l'identification des troubles vocaux à partir des ondes acoustiques. Le système proposé est basé sur la transformée en ondelettes continue et les statistiques d'ordre supérieur pour l'extraction d'attributs. Une échelle d'ondelette modifiée basée sur la gamme fréquentielle audiométrique de perception humaine a été exploitée. La technique de Fisher a été utilisée en vue de sélectionner les attributs. Ce système classe les sons de la voix en utilisant les machines à vecteurs de supports. La décision finale consiste à indiquer s'il s'agit d'une voix saine ou pathologique. Les résultats obtenus ont

permis de donner des conclusions importantes sur les bases de données des voix pathologiques [13].

- En 2014, Christelle Cocco a présenté des travaux sur la classification supervisée multi-étiquette en actes de dialogue des tours de parole des contributeurs aux pages de discussion de Simple English Wikipédia (Wikipédia en anglais simple). Une première partie analyse les relations entre les étiquettes pour examiner la cohérence des annotations et pour déterminer une méthode de classification. Ensuite, une classification supervisée multi-étiquette est effectuée, après recodage binaire des étiquettes. Cet article propose donc, de façon alternative, d'utiliser et d'étendre l'analyse discriminante linéaire aux transformations de Schoenberg qui, à l'instar des méthodes à noyau, transforment les distances euclidiennes originales en d'autres distances euclidiennes, dans un espace de haute dimensionnalité [14].
- En 2013, P. Maheshal et D.S. Vinod présentent des résultats expérimentaux pour la classification de trois types de dysfonctionnements tels que la répétition de syllabes, la répétition de mots et le prolongement dans des discours bégayés à l'aide des trois techniques de paramétrage de la parole : Coefficients de prédiction linéaire(LPC), les coefficients de Cepstral à prédiction linéaire (LPCC) et les coefficients cepstraux (MFCC). Pour la classification des dysfonctionnements, ils ont utilisé le multi-class SVM.
Le résultat obtenu démontre que les systèmes basés sur LPCC et SVM surperforment légèrement car ils ont une capacité plus discriminante [15].
- En 2012, Humberto Sossa, Beatriz A. Garro, Juan Villegas, Carlos Avilés, et Gustavo Olague ont présenté les dernières avancées en matière de conception automatique de réseaux de neurones artificiels (ANN) et de mémoires associatives (AM) pour la classification et le rappel de modèles [16].

-
- En 2011, dans son mémoire de magister en informatique, Ardjani Fatima a adapté une méthode évolutionnaire d'un classifieur évaluées par le facteur taux d'erreurs afin de résoudre les problèmes obtenus de classification de multicouches. La méthode PSO (Particle Swarm Optimisation) a été retenue, pour améliorer la performance du classifieur SVM (séparateur à Vaste Marge). Les expériences sont réalisées sur le corpus TIMIT. Les résultats obtenus sont acceptables, vu que cette technique a fourni une bonne classification en termes de précision [17].
 - En 2011, dans le cadre d'obtention du diplôme de doctorat en informatique, BENCHENIEF Abderezek a présenté un système de reconnaissance automatique de la parole (RAP) indépendant du locuteur basé sur une combinaison parallèle des classifieurs Multi-Class Support Vector Machine (SVM multiclasse). Ce système proposé, utilise comme moteur de reconnaissance les deux stratégies principales, un contre un, et un contre tous pour éviter des ambiguïtés et comme méthode de fusion l'approche par combinaison basée sur l'intégrale floue. Les résultats de l'expérience réalisée pour la reconnaissance des chiffres anglais, indiquent que l'utilisation de la combinaison de classifieurs augmente la performance du système de RAP en milieu réel. Le meilleur taux de reconnaissance obtenu par le système est de **99.72%** [18].
 - En 2006, Bruno Taconet, Abderrazak Zahour, Saïd Ramdane et Wafa Boussellaa ont présenté une méthode de classification de type k-ppv proche de la méthode de Keller pour la classification des formes. La méthode des sous voisinages a fourni des résultats très légèrement supérieurs à ceux de la méthode de Keller. Pour étendre ces premiers résultats, il resterait à expérimenter la méthode avec un ré-étiquetage flou. Cependant, le gain demeure très faible en regard de celui obtenu par l'exploitation des invariances géométriques. Ainsi, il semble que la méthode floue présentée se justifie seulement lorsque les invariances des prototypes par transformations

géométriques ne sont pas connues ou ne sont pas exploitées volontairement [19].

- En 2001, Emmanuel Augustin présente un système de lecture de mots manuscrits isolés, appartenant à un lexique, avec des techniques combinées réseaux de neurones (RN) et modèles de Markov cachés (MMC). Le principe des systèmes hybrides RN et MMC est présenté avec son apprentissage itératif selon l'algorithme expectation maximisation (EM). Ce système permet de remplacer la qualification vectorielle des MMC discrets, classification non supervisée qui perd beaucoup d'information, par un RN [20].

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cité les différentes méthodes de classification de la parole qui nécessitent un ensemble d'apprentissage automatique. Ensuite, nous avons décrit quelques travaux qui sont en rapport avec ces méthodes.

Le chapitre suivant, sera consacré à présenter et détailler les différentes étapes suivies pour réaliser la classification des troubles de langage étudiés.

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons décrire chacune des étapes de notre travail. Nous allons présenter en premier l'enregistreur vocal utilisé ainsi que les différentes étapes de traitement du signal pour aboutir à nos classes de troubles du langage. Par la suite, nous parlerons de l'étape de l'extraction des paramètres MFCC pour les personnes saines et les personnes aphasiques, suivie de la classification des troubles du langage en utilisant la méthode de classification SVM. Enfin, nous calculerons les critères de performance à l'aide de la matrice de confusion pour déterminer le taux de classification correct et interpréter les résultats obtenus.

3.2 L'enregistreur vocal

Afin d'effectuer des enregistrements de voix saines et pathologiques, nous avons fait appel à un enregistreur vocal numérique, soit le dictaphone Panasonic RR-XS400 (Figure 3.1). Les enregistrements sont stockés dans des fichiers de données de type PCM (Pulse Code Modulation) ou Modulation par Impulsion Codée (MIC) où le signal est d'abord échantillonné, puis chaque échantillon est quantifié indépendamment des autres échantillons, et chacune des valeurs quantifiées est convertie en un code numérique. Le traitement indépendant de chaque échantillon implique qu'il n'y a ni chiffrement, ni compression de données.



Figure 3.1 : Le dictaphone Panasonic RR-XS400.

Dans notre cas, la résolution ou la taille de l'échantillon est codée sur 16 bits, la fréquence d'échantillonnage est de 48 KHZ et le mode de notre enregistrement est de type stéréo. Pour cela, nous avons procédé à le rendre mono pour pouvoir l'utiliser par la suite.

Nos enregistrements ont été effectués au niveau du service d'Orthophonie de l'établissement hospitalisé spécialisé en rééducation et réadaptation fonctionnelle Zoheir Yacoubi Azur Plage situé dans la commune de Staoueli dans la wilaya d'Alger. Les enregistrements ont été donc prélevés sur des patients âgés entre 45 ans et 80 ans de sexe masculin et féminin, atteints d'un accident vasculaire cérébral qui a provoqué un trouble de langage de type aphasie.

Après avoir effectué la collecte des signaux enregistrés, nous avons effectué les opérations suivantes :

- L'extraction des paramètres **MFCC**.
- La classification par la méthode **SVM**.

3.3 Extraction des paramètres MFCC

L'information résultante du signal vocal après sa numérisation véhicule une grande quantité d'éléments, le problème majeur est la réduction de ce nombre. On essaye alors de résoudre ce problème par des techniques de traitements du signal pour sa réduction tout en retenant les paramètres pertinents [20].

Dans ce qui suit nous allons expliquer la technique utilisée pour l'extraction des caractéristiques du signal vocal. Dans notre travail, on utilise les coefficients MFCC [22].

3.3.1 Les coefficients MFCC

Les MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) sont des coefficients cepstraux calculés par une transformée en cosinus discrète appliquée au spectre de puissance d'un signal. Les coefficients MFCC sont très utilisés en reconnaissance automatique de la parole, ils permettent une meilleure représentation et une bonne modélisation du signal de parole. Les MFCC portent une grande quantité d'informations nécessaires pour la reconnaissance [23].

Le processus de calcul des coefficients MFCC comporte les étapes suivantes (Figure 3.2) :

- Préaccentuation du signal : il s'agit de faire ressortir les hautes fréquences avec un filtre passe-haut.
- Découpage du signal en fenêtres.
- Application d'une fenêtre de Hamming sur ces portions (fenêtres).
- Application d'une transformée de Fourier sur chacune des portions, pour l'obtention d'un spectre.
- Création du banc de filtres : il s'agit de plusieurs filtres triangulaires qui vont chacun couvrir une fréquence, permettant de mieux simuler le fonctionnement de l'oreille humaine.
- Conversion en Echelle de Mel, à l'aide des filtres, de chacune des portions.
- Application d'une DCT (Discrete Cosine Transform) sur les portions, pour l'obtention des coefficients (MFCC).

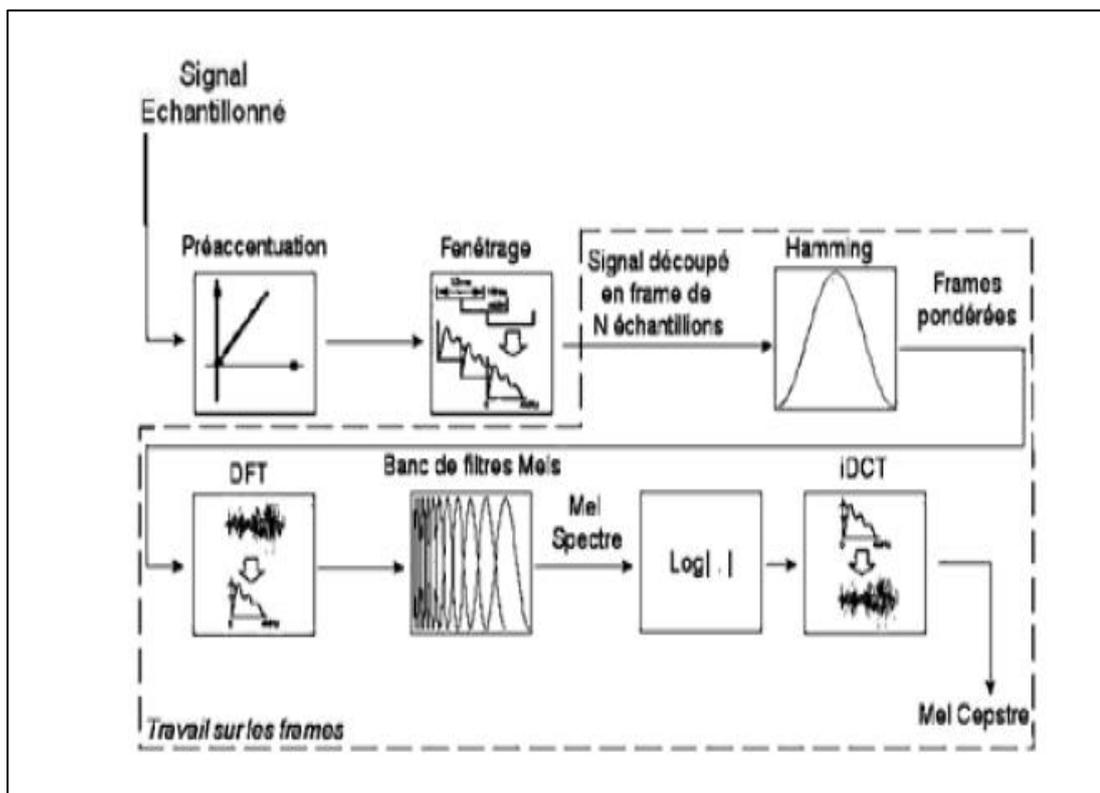


Figure 3.2 : Schéma synoptique des étapes d'extraction des MFCC [24].

3.3.2 Fenêtrage

Avant de faire le fenêtrage, tout d'abord le signal doit subir une préaccentuation pour palier la grande différence entre les hautes fréquences et les basses fréquences (Figure 3.3). L'équation du filtre de préaccentuation d'un signal est comme suit :

$$h_n = 1 - \alpha \times Z_n^{-1} \quad (3.1)$$

Avec α le facteur de préaccentuation, pris communément égal à 0.970.

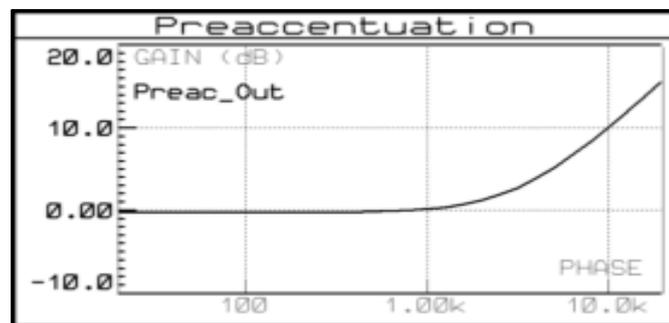


Figure 3.3 : La préaccentuation [25].

Une fois la formule de préaccentuation du signal appliquée, nous découpons le signal en fenêtres (frames). Les fenêtres sont des tranches de $2n$ échantillons appelées frames ou encore fenêtres qui ont la particularité de se recouvrir de moitié et dont l'objectif est d'avoir un meilleur traitement pour le calcul de la transformée de Fourier rapide FFT (Fast Fourier Transforme) et pour ne pas perdre d'information aussi (Figure 3.4).

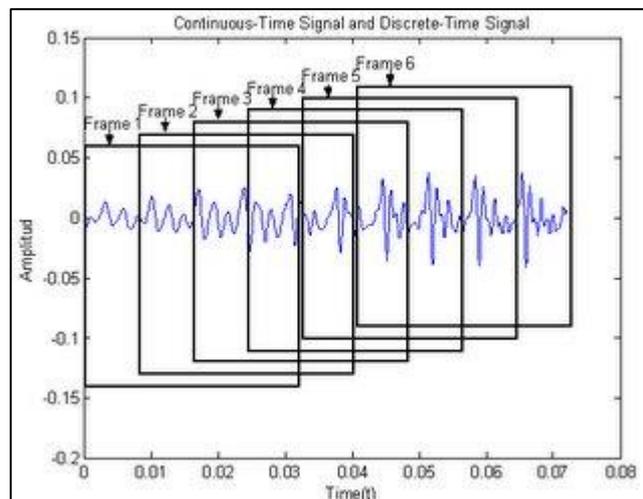


Figure 3.4 : Illustration des fenêtres [26].

3.3.3 Application d'une fenêtre de pondération

Une fenêtre de pondération est appliquée à chaque fenêtre (frame). Ceci a pour but d'harmoniser les échantillons pour permettre un meilleur traitement pour l'algorithme FFT.

Dans notre travail, on applique une fenêtre de Hamming (Figure 3.5) qui a pour fonction d'atténuer le signal au début et à la fin de chaque trame. Contrairement à d'autres fenêtres, la fenêtre de Hamming ne s'annule pas à ses extrémités, ne présente pas de coupure brusque et réduit les effets de bord.

En effet, la FFT ne donne pas de bons résultats quand une pente très importante est détectée dans une partie du signal. La fenêtre de Hamming permet donc de minimiser les erreurs qui peuvent être produites par la FFT.

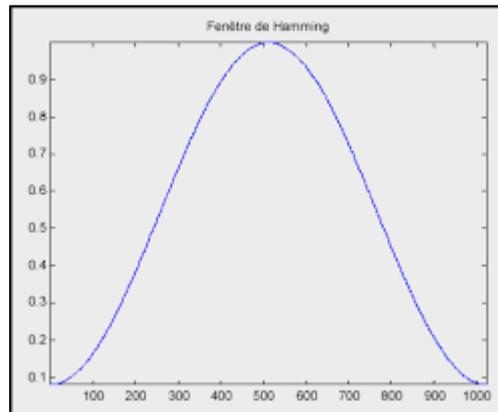


Figure 3.5 : Fenêtre de Hamming [27].

3.3.4 Transformée de Fourier Discrète (DFT)

Cette étape consiste à appliquer la transformée de Fourier (Discret Fourier Transforme (DFT)) pour chaque fenêtre. En pratique, la DFT est remplacée par la FFT (Fast Fourier Transforme). La DFT sur le $i^{\text{ème}}$ frame est définie par l'équation (3.2) :

$$Y_{i,n} = \sum_{k=1}^N y_{i,k} \cdot \exp\left(\frac{-2\pi \cdot j \cdot (n-1)(k-1)}{N}\right), \quad \text{avec } n \in [1, N] \text{ et } j^2 = -1 \quad (3.2)$$

Avec :

$Y_{i,n}$: Coefficient de la transformée de Fourier.

$y_{i,k}$: L'amplitude de l'échantillon à la position n .

N : Le nombre total d'échantillon.

La transformée de Fourier permet donc de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel. Et comme elle est réversible, il est possible alors de retrouver à partir d'un spectre un signal audio identique à celui d'origine. Pour cela, on applique la Transformée de Fourier Inverse (TFI).

Les spectres obtenus par la DFT (ou FFT) contiennent trop d'informations, et la prononciation n'est pas de façon identique même pour chaque mot. Il existe toujours des variations d'intensités de voix et des variations temporelles de prononciation. Pour cela, on doit changer l'échelle et transformer les spectres dans l'échelle de Mel.

3.3.5 Création des Bancs de filtre Mel

Après des études sur l'oreille humaine, il a été démontré que l'homme se base sur une échelle fréquentielle spécifique. Pour simuler l'oreille humaine, il faut passer par un banc de filtre, un filtre pour chaque fréquence que l'on cherche.

Ces filtres ont une réponse de bande passante triangulaire, car l'étendue des fréquences présentes dans le spectre est encore très large, donc beaucoup de données à traiter. On a alors recours au banc de filtres dans l'échelle de Mel. Il s'agit de filtres passe bandes centrés linéairement dans le domaine fréquentiel de Mel et de largeur telle qu'ils divisent l'espace de fréquences de manière égale dans le domaine de Mel. Les filtres sont donc disposés logarithmiquement dans l'échelle des fréquences usuelles. La formule donnant la fréquence en Mels à partir de la fréquence (en Hz) est d'écrite par :

$$m = 2595 \times \log_{10}\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (3.3)$$

Avec f la fréquence en Hertz.

Où chaque filtre va produire un coefficient :

$$S_{i,k} = \sum_{n=0}^{N/2} Y_{i,n} M_{n,k}, \quad k = 0 \dots K \tag{3.4}$$

Avec :

$Y_{i,n}$ le $n^{\text{ème}}$ $\in [0, N]$ coefficient de la transformée de Fourier de la $i^{\text{ème}}$ frame, et $M_{n,k}$ le $n^{\text{ème}}$ $\in [0, N]$ coefficient du $k^{\text{ème}}$ $\in [0, K]$ filtre.

On utilise communément 13 coefficients, c'est-à-dire $K = 12$ filtres pour obtenir 13 coefficients. On a donc, $S_{i,k}$ la matrice de sortie du $k^{\text{ème}}$ filtre pour le $i^{\text{ème}}$ frame. Par conséquent, on obtient les spectres Mel (Spectrum Mel).

3.3.6 Calcul des coefficients cepstraux

C'est l'étape finale qui consiste à transformer les données dans l'échelle de Mel (spectres Mel dans le domaine fréquentiel) en temps, au moyen de la transformée de Fourier inverse. Le résultat de cette étape donnera les coefficients MFCC.

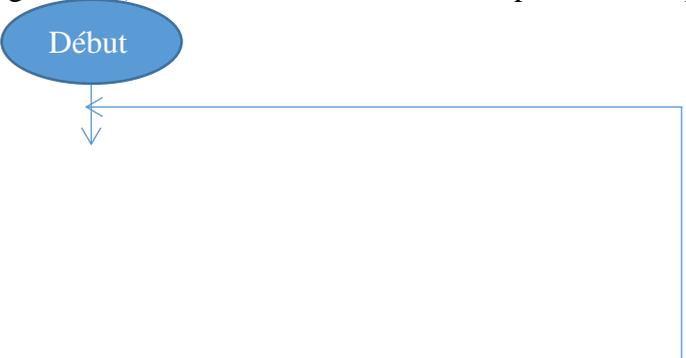
En pratique, on effectue une transformée inverse de DCT (Cosinus Discrète Transforme Inverse (IDCT)) du logarithme de spectres Mel, ce qui revient au même, puisque la IDCT donne la partie réelle de la transformée de Fourier. Il faut noter que la transformée en sinus donnera la partie imaginaire de la transformée de Fourier.

Les coefficients cepstraux obtenus par l' IDCT sont donnés comme suite :

$$C_{i,n} = \sum_{k=1}^K (\log_{10}(S_{i,k})) \times \cos(n(k - \frac{1}{2}) \frac{\pi}{k}) \tag{3.5}$$

On exclut le $0^{\text{ème}}$ coefficient correspondant à $C_{i,0}$, car il transporte peu d'informations des caractéristiques du signal (il représente la valeur moyenne de l'intensité du signal). On a donc $(k-1)$ coefficients MFCC.

L'organigramme suivant (Figure 3.6) résume les différentes étapes suivies pour l'extraction des coefficients MFCC.



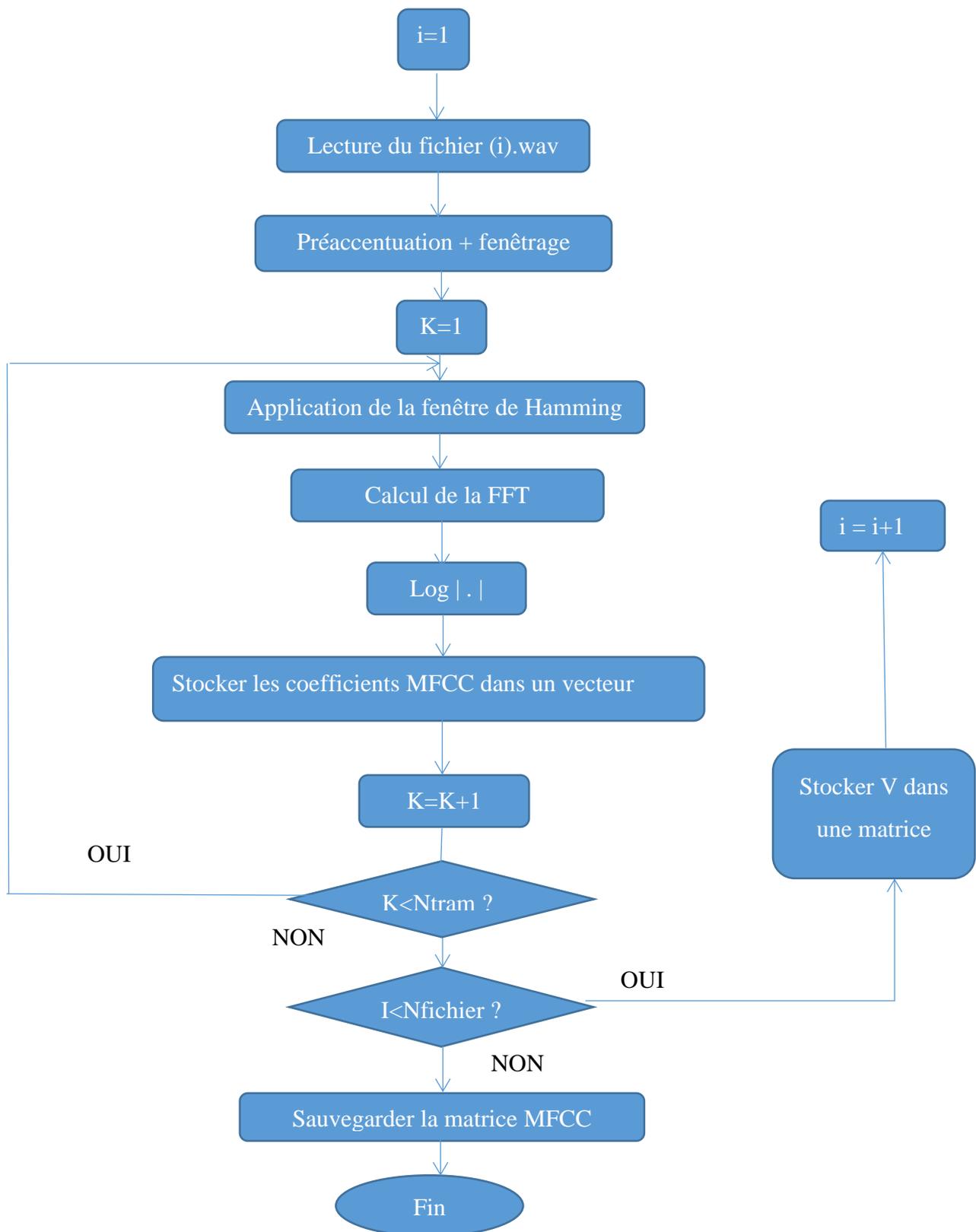


Figure 3.6 : Organigramme de l'extraction des paramètres MFCC.

Avec :

- K** : numéro de la trame.
- Ntrame** : nombre de trames.
- i** : numéro de fichier à traiter.
- Nfichier** : nombre de fichiers utilisés.
- V** : vecteur des paramètres MFCC.

3.4 Classification des troubles de langage avec SVM

Cette étape est divisée en deux parties. La première concerne la phase d'entraînement du modèle (apprentissage) de la méthode de classification utilisée, alors que la deuxième est dédiée à la classification des données en se basant sur le modèle entraîné. Ces deux parties sont détaillées de la manière suivante :

➤ L'apprentissage supervisé

Le but de l'apprentissage supervisé est d'apprendre à prédire l'étiquette associée à une observation. Dans notre cas, on souhaite classer nos trois cas enregistrés (aphasie fluente, aphasie non fluente et personne saine) par la méthode de classification SVM multi-classes.

Pour cela, on a réalisé une matrice de 80 fichiers dédiée à la phase d'apprentissage et qui contient les coefficients MFCC. Ces fichiers sont divisés en deux :

- ✓ 40 pour les deux types d'aphasie (aphasie fluente, aphasie non fluente).
- ✓ 40 pour les personnes saines

➤ La classification

Afin de réaliser notre classification, on a opté tout d'abord pour la méthode un contre tous. Cette méthode est de simple usage et donne des résultats raisonnables. Elle consiste à entraîner K SVM différents, séparant chaque classe des $K-1$ restantes. Ainsi, pour chaque exemple de test, K valeurs de toutes les sorties sont disponibles. Une façon simple de classification consiste à attribuer l'exemple à la sortie de plus grande amplitude.

Cependant, les résultats de cette méthode n'étant pas très acceptables car ne donnant pas une classification pour la classe d'aphasie fluente (à cause du nombre réduit de cas

enregistrés pour cette pathologie), on a alors opté pour tester une classification linéaire pour voir s'il est possible de différencier entre les deux troubles de langage.

3.4.1 Classification par SVM multi-classes

Le principe de cette méthode est de construire autant de classifieurs que des classes. Dans notre cas, on a trois classes, le $k^{\text{ième}}$ classificateur sépare les données de la classe 1 de tout le reste des données d'apprentissage. Chaque classificateur renvoie 1 si la forme à reconnaître appartient à la classe, -1 sinon. Alors pour classifier le fichier, il faut le soumettre à tous les autres classifieurs, pour prendre une décision de classification, on garde la classe qui a eu la valeur maximale de tous les cas de classification.

Pour notre test, nous avons pris 9 enregistrements d'aphasie fluente, 13 pour l'aphasie non fluente et 7 enregistrements de voix saines.

Le tableau 3.1 illustre la matrice de confusion de meilleur classificateur, pour obtenir une évaluation des erreurs de classification pour chaque fichier.

		Classes estimées		
		Aphasie fluente	Aphasie non fluente	Personne saine
Classes réelles	Aphasie fluente	0	9	0
	Aphasie non fluente	0	13	0
	Personne saine	0	1	6

Tab 3.1 : Matrice de confusion de classification par SVM multi-classe.

Les résultats de la matrice de confusion montrent que cette méthode n'a pas classé les patients d'aphasie fluente.

3.4.2 Classification par SVM linéaire

Afin d'améliorer notre classification, nous allons aborder maintenant une classification de type linéaire. Pour cela, deux expériences ont été effectuées.

➤ Première expérience

Le but de cette expérience est de réaliser une classification linéaire entre l'aphasie fluente et non fluente seulement et voir s'il est possible de différencier entre elles ou non.

Pour cela, nous avons implémenté la méthode de classification SVM linéaire en utilisant la bibliothèque LIBSVM.

La fonction « svmtrain » a été utilisée pour l'apprentissage du modèle SVM. Elle prend en entrée les données d'apprentissage et génère en sortie un modèle de classification SVM. La fonction « svmclassify » a été utilisée ensuite pour la classification du modèle SVM.

La Figure 3.4 résume donc les différentes étapes suivies pour réaliser la procédure d'apprentissage du modèle SVM.



Figure 3.7: Déroulement de la phase d'apprentissage du modèle SVM.

Où :

Feat_train : correspond à la matrice de 20 fichiers utilisés pour l'apprentissage.

Labels_train : correspond au vecteur d'étiquette d'apprentissage de même nombre que les données d'apprentissage.

La Figure 3.5 récapitule aussi la procédure suivie pour réaliser la classification SVM.



Figure 3.8 : Déroulement de la phase de classification du modèle SVM.

Où :

Feat_test : correspond à une matrice de 20 fichiers utilisés pour tester notre classification.

Labels_test : représente le vecteur d'étiquette de tests, de même nombre des données tests.

Predicted_label : contient le vecteur des étiquettes prédites pour la base de données en test.

Le tableau 3.2 présente la matrice de confusion de meilleur classificateur, obtenue pour une évaluation des erreurs de classification pour chaque fichier.

		Classe estimée	
		Aphasie non fluente	Aphasie fluente
Classes réelles	Aphasie non fluente	10	0
	Aphasie fluente	10	0

Tab 3.2 : Matrice de confusion de classification pour la première expérience.

On remarque donc que les résultats de cette méthode ne sont pas acceptables parce qu'on n'a pas eu une classification pour la classe d'aphasie fluente. On conclut que les paramètres extraits par les coefficients de MFCC se rapprochent entre les deux troubles de langage. Pour cela, nous avons décidé de réaliser dans l'expérience suivante une classification linéaire entre les troubles de langage et les personnes saines.

➤ Deuxième expérience

On répète les mêmes étapes de la première expérience pour classer les troubles de langage et les personnes saines. Seulement en modifiant dans la phase d'apprentissage a matrice Feat_train qui correspond maintenant à une matrice de 80 fichiers utilisés pour l'apprentissage. Le tableau 3.4 résume la matrice de confusion obtenue.

		Classes estimées	
		Aphasie non fluente	Personne saine
Classes réelles	Aphasie non fluente	13	0
	Personne saine	1	6

Tab 3.3 : Matrice de confusion de classification pour la deuxième expérience.

Les résultats obtenus par cette expérience sont acceptables, on a eu une bonne classification des deux classes.

3.5 Evaluation des performances

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats des différents tests effectués pour évaluer la performance des méthodes de classification que nous avons utilisées. L'évaluation des résultats est basée sur les mesures de performances définies auparavant, soient :

- Taux de classification correcte TCC.
- Précision
- Rappel (Taux de classification correcte moyen TTCm).
- F-mesure.
- Matrice de confusion.

Le choix du meilleur classificateur est basé sur la valeur de la métrique F-mesure. En effet, cette mesure est la plus significative du fait qu'elle est calculée à partir de TTCm et de la précision. Le Tableau 3.5 résume les évaluations faites.

classificateur	TCC	Précision	Rappel	F-mesure
SVM multi classes	50%	50%	50%	25%
SVM linéaire entre les 2 aphasies	50%	50%	50%	25%
SVM linéaire entre voix aphasique et saine	95%	92,58%	7,14%	66,28%

Tab 3.4 : Résultats d'évaluation de la classification SVM multi-classes et SVM linéaire.

D'après les résultats de tableau récapitulatifs (tab 3.4), nous pouvons remarquer que la classification par SVM linéaire entre les personnes saines et aphasiques donne de bons résultats, elle présente un TCC de 95% par rapport autres qui présente un TCC de 50%. Cependant un F-mesure de 66,26 % reste à améliorer dans le futur.

Enfin, on peut dire que les 2 premières ont donné des résultats inacceptables à cause du nombre réduit de fichiers pour la classe « aphasie fluente » disponibles en notre possession ainsi que le très rapprochement des valeurs des paramètres extraits pour les coefficients MFCC pour les 2 types d'aphasies utilisées.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes que nous avons réalisées pour arriver à effectuer une classification des voix enregistrées. Un traitement préalable du signal a été fait afin d'extraire ensuite ses paramètres par les coefficients MFCC.

Trois expériences de classification ont été testées et évaluées, une par une SVM multi-classes et deux par SVM linéaire.

La méthode de classification SVM linéaire permettant de différencier entre une voix pathologique et une voix saine a donné de bons résultats d'après l'interprétation des mesures de performance.

Notre travail a porté sur la détection et la classification des troubles de langage à partir de la méthode des SVM. Après avoir récolté des enregistrements de voix pathologiques et saines, nous avons divisé notre travail en deux parties essentielles :

La première partie : Le signal de la parole ne pouvant être exploité directement, nous sommes focalisés alors sur le prétraitement et l'extraction des paramètres acoustiques de nos signaux enregistrés.

Pour cela, après avoir fait subir aux différents signaux le traitement du signal adéquat, nous avons procédé à l'extraction des différents coefficients cepstraux MFCC que nous allons exploiter dans l'étape suivante pour réaliser notre classification.

La deuxième partie : une fois donc les coefficients MFCC calculés, nous avons réalisé la procédure de classification sain-pathologique en utilisant deux méthodes différentes de SVM : La multi-classe et la classification linéaire. Chacune de ces méthodes passera bien sûr par une étape d'apprentissage puis une étape de classification.

Les performances des méthodes proposées sont alors évaluées. Un taux de classification correcte (TCC) de 95% a été obtenu en utilisant seulement deux classes (sain/aphasie non fluente). Cependant, un TCC de 50% a été obtenu en utilisant trois classes (sain/aphasie non fluente/aphasie fluente). Ces différences sont dues à plusieurs facteurs, parmi elles, nous pouvons citer : le nombre réduit des enregistrements pour le deuxième type de troubles de langage que nous avons récolté, ainsi que le fait que les paramètres extraits des signaux pathologiques sont presque identiques.

Les travaux futurs seront focalisés sur l'amélioration des performances de classification pour les deux types de trouble de langage comme par exemple l'ajout d'autres paramètres aux MFCC comme les LPCC (Linear Prediction Cepstral Coefficients). Ou bien, penser à développer une méthode hybride donnant de meilleurs résultats.

Comme perspective aussi, on pensera à développer une application qui serait accessible et largement utilisée en vue de la détection des troubles de langage après un AVC.