REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie Electrique
Spécialité : Systèmes de Télécommunication

Thème : Etude de l'effet de l'étage d'entrée sur les performances d'un système de reconnaissance de la parole de vingt (20) mots isolés prononcés en arabe

---

Présenté par :

CHANDARLI BOUCHRA

LABIOD ASMA

Proposé et Dirigé par :

Mr RAGGAI DJAHID

Promotion 2019

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie Electrique
Spécialité : Systèmes de Télécommunication

Thème : Etude de l'effet de l'étage d'entrée sur les performances d'un système de reconnaissance de la parole de vingt (20) mots isolés prononcés en arabe

---

Présenté par :

CHANDARLI BOUCHRA

LABIOD ASMA

Proposé et Dirigé par :

Mr RAGGAI DJAHID

Promotion 2019

REMERCIEMENTS

On tient tout d'abord à remercier Allah le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce travail.

En second lieu, avec beaucoup de gratitude et de sincérité, on remercie vivement Mr Raggai Djahid qui a dirigé ce travail, ses conseils et son assistance ont été des plus utiles.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêts qu'ils ont porté à notre travail en acceptant de l'examiner et de l'enrichir par leurs expertises.

Sans oublier également nos familles et amis, qui nous ont soutenu.

Finalement, un grand merci à toute personne ayant contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail.

DEDICACES

Ce mémoire est dédié à toutes celles et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin, directement ou indirectement, à son élaboration ;

En particulier :

À mes très chers parents ma mère Hafidha et mon père Toufik

Qui ont été toujours là pour me soutenir et

M'encourager, que Dieu les garde pour moi

À mon époux Arslane

À mes chers frères Riadh et Islem

À Ma petite chérie sœur Rima

À toute ma famille et ma belle famille

Mes chers amies Yesmin et Yesmina pour leurs soutiens qui m'est était le plus apprécier

Sans oublier mon binôme Asma sans elle ce travail n'aurait pas vu le jour.

À tous les gens que j'aime, Puis dieu vous donne sante, bonheur, réussite.

Chandarli Bouchra

DEDICACES

Ce mémoire est dédié à toutes celles et à tous ceux qui ont contribué

De près ou de loin, directement ou indirectement, à son élaboration ;

En particulier :

À mes très chers parents qui ont été toujours là pour me soutenir et

M'encourager, que Dieu les garde pour moi

À ma chère sœur Zhor

Mes frères Adel et Chakib

Mes chers amies Houda et Soumia pour leurs soutiens qui m'a été le plus apprécié

Sans oublier mon binôme Bouchra sans elle ce travail n'aurait pas vu le jour.

À tous les gens que j'aime, Puisse dieu vous donne sante, bonheur, réussite.

Labiod Asma

الملخص

الهدف من هذا العمل هو دراسة تأثير الطابق الامامي لنظام التعرف الالي على الكلام في اداء النظام بكامله.

نقوم بتغيير قيم العديد من الوسائط مثل: عدد قنوات بنك الترشيح؛ طبيعة النافذة المستعملة؛ عدد المعاملات

المستعملة وطبيعتها (ساكنة او حركية). الدراسة تظهر بوضوح اهمية حسن اختيار القيم المناسبة لهذه الوسائط من اجل ضمان اداء مقبول للنظام.

كلمات مفتاحية: التعرف الالي على الكلام؛ بنك الترشيح؛ نماذج مركوف المخفية

Résumé

L'objectif de ce travail est d'étudier l'effet de l'étage d'entrée d'un système de reconnaissance automatique de la parole sur les performances du système entier.

Il s'agit de faire varier un certain nombre de paramètres comme : le nombre de canaux du banc de filtres, la nature de la fenêtre utilisée, le nombre de coefficients MFCC utilisés et leurs nature (statique ou dynamique). L'étude montre clairement l'importance du bon choix de ces paramètres afin de garantir des performances acceptables du système.

Mots clés : reconnaissance automatique de la parole, bancs de filtre, modèles de Markov cachés

Abstract

The aim of this work is to study the effect of the front-end stage of a speech recognition system on the performances of the whole system. We vary the values of a certain number of parameters such as the number of filter banc channels, the nature of the window used, the number of MFCC coefficients used and their nature (static or dynamic). The study shows clearly the importance of the good choice of these parameters to reach an acceptable system performance.

Keywords:

Automatic speech recognition, filter bank, hidden Markov models

Table des matières :

Liste des figures …….I

Liste des tableaux ……III

Liste des acronymes …….IV

Introduction générale 1

Chapitre I : généralités sur le traitement de la parole 3

1. introduction..... 4

2. historique 4

3. la parole 7

3.1. Les caractéristiques de la parole ……..7

3.2. Production de la parole ……...…….7

3.3. Les caractéristiques phonétiques……..……9

3.4. Numérisation de signal de la parole ……...…… ……...…10

4.Le traitement de la parole …….10

4.1. Reconnaissance automatique de la parole ……..…11

4.1.1. Dynamic Time Warping ……...……11

4.1.2. Les Modèles de Markov Cachés (Hidden Markov Models) ……...……..11

4.1.3. Les réseaux de neurones ……..……....……12

5.Analyse et codage de la parole ……...…….12

5.1.Analyse temporelle ……..……..13

5.2.Analyse fréquentielle (spectrale) ……...……13

5.2.1. Transformé de Fourier Discrète à Court Terme …...……....13

5.2.2. Bancs de filtre passe bandes ……..……..16

5.2.3. Coefficients cepstraux avec fréquence de Mel …….……16

5.2.4. Synthèse par LPC ……..……20
6.Conclusion ……..….21
Chapitre II : les modèles de Markov cachés ……22
1.Introduction ……...23
2.Définition ……...……..……..23
3.Représentation graphique et matricielle ……..……24
4.Topologies des HMM ……...……..25
5.L'apprentissage des modèles de Markov cachés ……....28
5.1. L'algorithme de Baum-Welch ……28
6.Reconnaissance et décodage ……..30
6.1. Algorithme de VITERBI …….……....30
7. Conclusion ……31
Chapitre III : résultats et interprétations……..…….32
1.Introduction ……...……..…….33
2.Description de la base de données utilisée …….....33
2.1.Vocabulaire ……...…33
2.2.Système d'étiquetage des fichiers de la base ……..…..34
3.Description de l'outil de reconnaissance HTK …….……..……..34
4.Préparation des fichiers de la base de données ……35
4.1.Le codage …….....35
4.2.Choix de la topologie des modèles (prototypes) …….…..37
4.3.Initialisation des modèles ……..……..41
4.4.Apprentissage ……...……..42
4.5.Définition du grammaire et dictionnaire ……....43
4.6.Reconnaissance ……..……....45
5.Stratégie de l'étude ……..…….48
6.Résultats et interprétations ……..……..49
A. Environnement sans bruit ……..…….49
A.1. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de canaux (type de coefficient MFCC_0_D_A) ……..…..…….49

A.2. Taux de reconnaissance en fonction du type coefficient : MFCC_0 MFCC_0_D MFCC_0_D_A ……..…….…49

A.3. Taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage ……50

A.4. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A ……...……51

B. Environnement bruité (bruit blanc à différents niveaux 20db 15db 10db 5db et 0db) ……..52

B.1. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de canaux ……..52

B.2. Taux de reconnaissance en fonction du type coefficient : MFCC_0 MFCC_0_D MFCC_0_D_A ……..……..52

B.3. Taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage …….…….53

B.4. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A ……..54

7.Conclusion ……..…..54

CONCLUSION GENERALE……..……55

Liste des figures :

Figure I.1: *Les composantes principales de l'appareil phonatoire*……8

Figure I.2: *Example de son voisé (haut) et non-voisé (bas*)……..9

Figure I.3: *Enregistrement numérique d'un signal acoustique*……10

Figure I.4 : *système d'obtention du signal parole*……....12

Figure 1.5 : *Analyse par transformée de Fourier*…….……....15

Figure I.6 : *Transformée de Fourier d'une fenêtre rectangulaire et de Hamming*…..……16

Figure I.7 : *analyse de bancs de filtre*……..16

Figure I.8 : *banc de filtre à l'echel de Mel* ……18

Figure I.9 : *Etape de calcul de mfcc* ……..……..…19

Figure II.1 *: Représentation graphique d'un HMM de 5 états et 2 symboles*…….....25

Figure II.2 : *Exemple d'un HMM ergodique*……..…25

Figure II.3 : *Exemple d'un HMM Gauche-droite*…….……26

Figure II.4 : *Exemple d'un HMM a 4 états de type Bakis*……26

Figure II.5 *: l'opération d'Apprentissage*……..…..…27

Figure II.6 : *l'opération de reconnaissance*……...…28

Figure II.7 : *Procédure d'apprentissage de Baum Welch basée sur un ensemble D'apprentissage donné*……...…..…….29

FigureIII.1 : la procédure de codage…….....…35

Figure III.2: *utilisation de HCopy pour un groupe de fichiers*……..…36

Figure III.3 : *fichier de configuration*……36

Figure III.4 : *le fichier texte spécifiant le nom et localisation*……37

Figure III.5 *: topologie choisie pour lesHMMs* ……..…….38

Figure III.6 : *Exemple de fichier de description de HMM*……40

Figure III.7 : *fonctionnement de HCompv*……...…41

Figure III.8 : *fonctionnement de HRest*…….42

FigureIII.9 *: le fichier de la grammaire*……...…43

FigureIII.10 : *le fichier du dictionnaire*…….……..…44

Figure III.11: *le réseau de connexion entre mot*……...45

Figure III.12 : *un example d'un fichier reco*……...……47

Figure III.13 : *procédure de reconnaissance d'un signal d'entrée inconnu*……48

Liste des tableaux :

Tableau 1.1 : *Propriétés de quelques fenêtres connues*……..…..15

Tableau III.1 : *les taux de reconnaissance obtenus pour des différents valeurs de nombres de canaux*……...…….....49

Tableau III.2 : *les taux de reconnaissance en fonction du type de coefficients*……..…50

Tableau III.3 : *les taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage*……...…50

Tableau III.4 : *les taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A*……...……51

Tableau III.5 : *les taux de reconnaissance obtenus pour des différents valeurs de nombres de canaux*……...……..52

Tableau III.6 : *les taux de reconnaissance en fonction du type de coefficients*……53

Tableau III.7 : *les taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage*……...….53

Tableau III.8 : *les taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A*…….....54

Liste des acronymes :

ADN	Acide désoxyribonucléique
ARPA	Advanced Research Projects Agency
ASR	Automatic speach recognistion
DTW	Dynamic Time Warping
DCT	Discrete cosine transformations
DFT(TFD)	Discrete Fourier Transform
EM	Expectation-Maximisation
FFT	Fast Fourier Transform
HMM	hidden Markov *model*
HTK	Hidden Markov Model Toolkit
IBM	International Business Machines
IDCT	Transformé en Cosinus Discrète inverse
LPC	Linear Predictive Coding
MFCC	Mel-Frequency Cepstral Coefficients
TF(FT)	Fourier transform
TFCT(STFT)	Discrete Fourier transform in the short term
VLSI	Very Large Scale Integration

INTRODUCTION GENERALE :

La parole est un moyen de communication utilisé par les êtres humains qui permet la transmission d'idées et de connaissances d'une personne à l'autre. Ce fait, plutôt évident, nous indique que la parole est produite par le système vocal humain et perçue par le système auditif humain. Les limitations de ces deux systèmes imposeront des limitations à la parole. L'étude de ces deux dernier nous guide vers le domaine de traitement du signal et le domaine de la reconnaissance automatique de la parole qui suscite un très grand intérêt auprès des chercheurs et du grand public. En effet, qui n'a jamais rêvé de pouvoir parler avec une machine ou, du moins, piloter un appareil ou un ordinateur par la voix.

L'importance particulière du traitement de la parole dans ce cadre plus général s'explique par la position privilégiée de la parole comme vecteur d'information dans notre société humaine, le traitement de la parole est aujourd'hui une composante fondamentale des sciences de l'ingénieur ; l'objectif de son traitement est l'extraction des informations imbriquées qu'il contient.

Le secteur de la reconnaissance automatique de la parole est lui en pleine croissance pouvant commencer à répondre aux attentes de l'homme. Bien que des progrès soient encore à faire sur les systèmes complexes de reconnaissance, il est à noter que la reconnaissance de petits vocabulaires est quasiment parfaite, ce qui suffit largement pour des outils de traitements vocaux du quotidien.

En reconnaissance automatique de la parole, les approches statistiques et probabilistes notamment celles basées sur les Modèles de Markov Cachés (HMM) ont constitué l'état de l'art depuis plus plusieurs années maintenant dû à leurs performances remarquables avec des vocabulaires de plus en plus importants et une robustesse au bruit et à la variabilité des locuteurs de plus en plus grande. On les trouve dans la quasi-totalité des systèmes actuels, L'approche probabiliste est bien appropriée pour gérer, avec un minimum de robustesse, l'aspect hautement aléatoire du signal de parole. En outre, elle permet de définir une mesure de similarité entre un ensemble de données de test et un modèle de référence correspondant à une classe donnée. Ce mémoire est composé de trois chapitres dont la chronologie de présentation est la suivante :

Le chapitre 1 : expose en général les principaux axes de la Reconnaissance Automatique de la Parole.

Le chapitre 2 : décrit en détail les Modèles de Markov Cachés (HMM).

Le chapitre 3 : expose l'outil HTK, les expériences réalisées et la discussion des résultats obtenus.

Le mémoire est terminé par une conclusion générale.

Chapitre I :

Généralités sur le traitement de la parole

1. Introduction :

De nos jours la communication entre l'homme et la machine est un des sujets de recherches les plus intéressants, car sans doute la parole est le moyen de communication le plus naturel et le plus rapide.

Le signal de la parole est un signal très complexe dont les caractéristiques varient au cours du temps. L'objectif de son traitement est l'extraction des informations imbriquées qu'il contient (ex : message, locuteur, environnement, etc.). Au début, la recherche s'est limitée au traitement proprement dit du signal. Mais peu à peu d'autre disciplines (comme l'intelligence artificielle, l'informatique, la reconnaissance de formes, la phonétique, la linguistique, etc.) sont intervenues afin de concevoir et développer des systèmes experts utilisant la parole comme moyen de communication [1]. Après un bref historique sur la reconnaissance de la parole, ce chapitre sera consacré à quelques généralités sur la parole, son traitement et son analyse. L'aspect reconnaissance sera bien sur évoqué puisque c'est dans cette perspective que s'inscrit ce travail.

2. Historique :

L'évolution de la reconnaissance automatique de la parole depuis ses débuts jusqu'à nos jours :

- La naissance Les premières tentatives de création d'une machine capable de comprendre le discours humain eurent lieu aux USA à la fin des années 40, au sein du Ministère de la Défense américain. Le but était de traduire et d'interpréter des messages russes interceptés.
- Vers 1950 apparaît le premier système de reconnaissance de chiffres, appareil entièrement câblé et très imparfait.
- En 1951, S.P. Smith présente un détecteur de phonèmes ; une année après, K.H. Davis, R Biddulph et S.Baleshek annoncent la première machine à aborder la reconnaissance de manière globale : les dix chiffres «zero» à «nine» sont reconnus analogiquement avec un bon taux de réussite pour une seule voix.

- Puis en 1960, P.B. Denes et M.V. Matthews, pour reconnaître les dix premiers chiffres, comparent globalement les représentations temps fréquence, numérisées et normalisées en durée totale : le taux d'erreur est nul pour un seul locuteur et s'élève à 6% pour cinq locuteurs ayant participé à l'apprentissage.

- En 1961, la reconnaissance d'unités phonétiques autres que les phonèmes : leurs unités sont des « syllabes phonétiques » que le locuteur doit articuler séparément ou, du moins, avec une chute importante du niveau sonore en guise de séparation ; il s'agit donc presque d'une reconnaissance par mots, étant entendu que ces « mots » sont courts et que leur répertoire est limité : 2000 syllabes suffisent à couvrir 98% des besoins de la langue anglaise.
- Entre 1965 et 1970, d'une part vers la reconnaissance par mots isolés en vue d'applications pratiques comme la commande vocale, d'autre part vers l'utilisation d'informations de niveau linguistique supérieur avec lexique et syntaxe, pour compléter le message vocal reconnu au niveau phonétique. Cette seconde approche prend le nom, quelque peu abusif, de « compréhension automatique de la parole ».
- Les années 70 sont une période charnière. D'abord, elle voit la première réalisation commerciale en reconnaissance vocale : « le Voice Command system » de J.J.W. Glenn et M.H. Hitchcok, appareil autonome qui reconnaît de manière fiable 24 mots isolés après cinq cycles d'apprentissage par le même locuteur
- Vers 1970, plusieurs laboratoires de recherches ont pu mettre au point différents systèmes de reconnaissance vocale avec plus ou moins de succès, ces laboratoires mettant l'accent sur le support de reconnaissance : mots isolés, syllabes, grands vocabulaires.
- La reconnaissance du langage : dès lors, les recherches dans le domaine de la reconnaissance de la parole n'ont cessé de progresser dans le sens de la compréhension du langage parlé et des phrases structurées. Aujourd'hui, le taux d'erreur ainsi que le temps d'apprentissage des systèmes de reconnaissance ne cessent de diminuer pour atteindre de nos jours des résultats proches de 95%. Ce taux est évidement variable selon la difficulté du langage. En effet la machine a parfois du mal à éviter certains pièges linguistiques. Néanmoins nous verrons plus loin que de nos jours nous disposons d'une technologie très aboutie.
- Dates clés On peut résumer en quelques dates les grandes étapes de la reconnaissance de la parole :

- 1952 : reconnaissance des 10 chiffres, par un dispositif électronique câblé, pour un mono-locuteur.
- 1960 : utilisation des méthodes numériques.
- 1965 : reconnaissance de phonèmes en parole continue.
- 1968 : reconnaissance de mots isolés par des systèmes implantés sur gros ordinateurs (jusqu'à 500 mots).
- 1969 : utilisation d'informations linguistiques.
- 1971 : lancement du projet ARPA aux USA (15 millions de dollars) pour tester la faisabilité de la compréhension automatique de la parole continue avec des contraintes raisonnables
- 1972 : premier appareil commercialisé de reconnaissance de mots.
- 1976 : fin du projet ARPA ; les systèmes opérationnels sont HARPY, HEARSAY I et II et HWIM
- 1978 : commercialisation d'un système de reconnaissance à microprocesseurs sur une carte de circuits imprimés
- 1981 : utilisation de circuits intégrés VLSI (Very Large Scale Integration) spécifiques du traitement de la parole
- 1981 : système de reconnaissance de mots sur un circuit VLSI
- 1983 : première mondiale de commande vocale à bord d'un avion de chasse en France
- 1985 : commercialisation des premiers systèmes de reconnaissance de plusieurs milliers de mots.
- 1986 : lancement du projet japonais ATR de téléphone avec traduction automatique en temps réel.
- 1988 : apparition des premières machines à dicter par mots isolés.
- 1989 : recrudescence des modèles connexionnistes neuromimétiques.
- 1990 : premières véritables applications de dialogue oral homme machine.
- 1994 : IBM lance son premier système de reconnaissance vocale sur PC.
- 1997 : lancement de la dictée vocale en continu par IBM.

  [2]

3. La parole :

La parole est l'usage qui est fait du langage et de la langue dans un contexte particulier. Ainsi, cette définition est dépendante de celles du langage et de la langue : le premier désigne la faculté humaine de parler, tandis que la seconde est le code propre à une communauté linguistique.

La voix chez l'homme est une émission de sons par le moyen d'un system vocal qui est perçue par le system auditif, l'étude de ses deux systèmes est donc primordiale pour la reconnaissance automatique de la parole.

3.1. Les caractéristiques de la parole :

La voix est caractérisée par quatre paramètres :

a. La hauteur qui est la qualité d'un son plus ou moins grave ou aigu.
b. La durée ou la tenue des sons dépend de la pression de l'air expiré.
c. L'intensité fait distinguer un son fort d'un son faible et est liée avec l'amplitude des vibrations.
d. Le timbre est ce qui permet de reconnaître qu'une même note est jouée à la flûte ou au hautbois.

Il ne faut pas croire que l'oreille humaine est capable de percevoir tous les sons , les sons audibles par l'oreille humaine sont ceux compris entre 15 et 20000 Hz , sachant qu'une même personne ne prononce jamais un mot deux fois de façon identique ce qui rend Le signal de la parole un signal pas ordinaire, il est le vecteur d'un phénomène extrêmement complexe , Il est difficile de modéliser le signal de parole car ses propriétés statistiques varient au cours du temps ; ils est quasi stationnaire sur l'intervalle de 10 à 30 ms mais on suppose qu'il est stationnaire lors du traitement . Sa redondance lui confère une robustesse à certains types de bruit. Il possède aussi une très grande variabilité.

3.2. Production de la parole :

La production de la parole commence par les poumons, qui expulsent de l'air et créent une onde de pression. Cette onde passe par le conduit vocal. Ce passage la module pour produire la parole. Si l'air passe librement, le son sera un bruit blanc. Si les cordes vocales vibrent, l'ouverture et la fermeture périodique va produire l'onde

glottale. Dans les deux cas, le son va ensuite passer au travers du conduit vocal, qui va le filtrer. La distinction entre les sons produits avec vibrations des cordes vocales (ou voisé) et sans vibrations (ou non-voisé) est une des distinctions les plus importantes dans la parole. [3]

Les sons voisés sont produits avec une oscillation des cordes vocales. L'air expulsé des poumons est modulé par cette oscillation. Il en résulte un signal quasi-périodique (l'onde glottale). Ce son est caractérisé par sa fréquence fondamentale «pitch », qui correspond aux oscillations des cordes vocales.

Les sons non-voisés ne présentent pas de structure périodique.

Le reste de la modulation est le résultat des mouvements et de la position de la langue, des lèvres et du voile du palais. La position de la langue change les fréquences de résonance du conduit vocal, qui sont appelés les formants. Ils sont particulièrement utiles pour la classification des voyelles. La langue peut également limiter le passage de l'air ou obstruer complètement le conduit vocal. Les lèvres ont un effet similaire : elles peuvent obstruer le conduit vocal et elles peuvent être arrondies. Finalement, le voile du palais peut obstruer ou ouvrir la cavité nasale, ce qui ajoute une chambre de résonance au conduit vocal. [3]

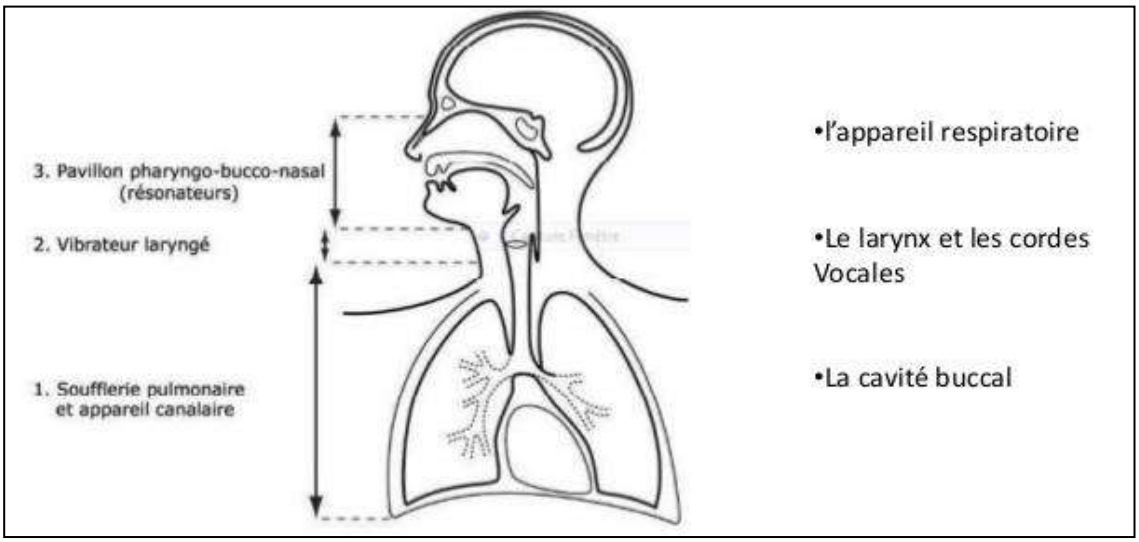


Figure I.1 : *Les composantes principales de l'appareil phonatoire.*

L'appareil phonatoire est illustré dans la figure I.1.

3.3. Les caractéristique Phonétiques :

Les caractéristiques d'un phonème découlent directement de sa production. Deux phonèmes produits presque de la même façon, mais avec l'un voisé et l'autre non seront différents. Il faut noter que la production d'un phonème est influencée par les phonèmes adjacents. Le même principe s'applique pour toutes les caractéristiques des phonèmes : un seul changement de caractéristique change le phonème. On peut ensuite grouper les phonèmes selon ces caractéristiques :

1. Les voyelles, des sons voisés. Durant la production d'une voyelle, la configuration du conduit vocal change peu. La figure I.2 illustre un exemple de son voisé.

2. Les consonnes, qui sont les sons qui ne sont pas des voyelles.

3. Les fricatives sont produites par une fermeture partielle du conduit vocal. Elles peuvent être voisée son non-voisées.

4. Les occlusives sont produites par une fermeture complète du conduit vocal, suivi d'un relâchement soudain de la pression. Elles peuvent être voisées ou non-voisées

5. Les sons nasaux sont produits par la cavité nasale, possiblement sans utiliser la cavité buccale.

6. Cette liste n'est pas exhaustive et certaines catégories n'y sont pas représentées.

Ces différentes catégories ont des caractéristiques spectrales et temporelles différentes, découlant directement du mode de leur production. Par exemple, les occlusives présentent une augmentation soudaine de l'amplitude, tandis que les nasales présentent des fréquences de résonances et d'antirésonances. [4]

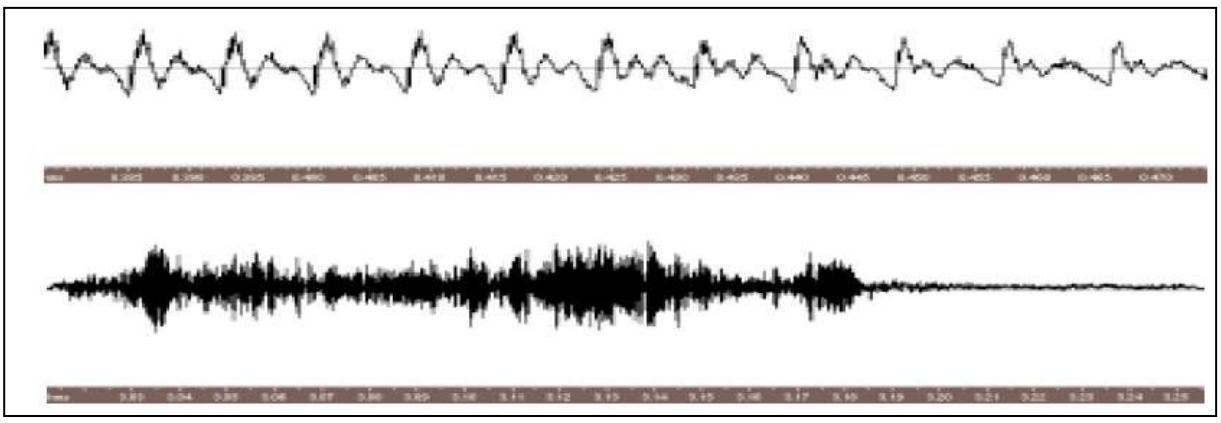


Figure I.2 : *exemple de son voisé (haut) et non-voisé (bas).[7]*

3.4. Numérisation de signal de la parole :

La parole apparait physiquement comme une variation de la pression d'air causée et émise par l'appareil phonatoire. Cette variation est convertie dans un premier temps en signal électrique grâce au transducteur approprié : le microphone. Le signal électrique résultant est le plus souvent numérisé.

L'opération de **numérisation**, schématisée à la figure **(1.3)** requiert successivement : un filtre de garde (filtre anti-repliement), un **échantillonnage,** et une **quantification**.

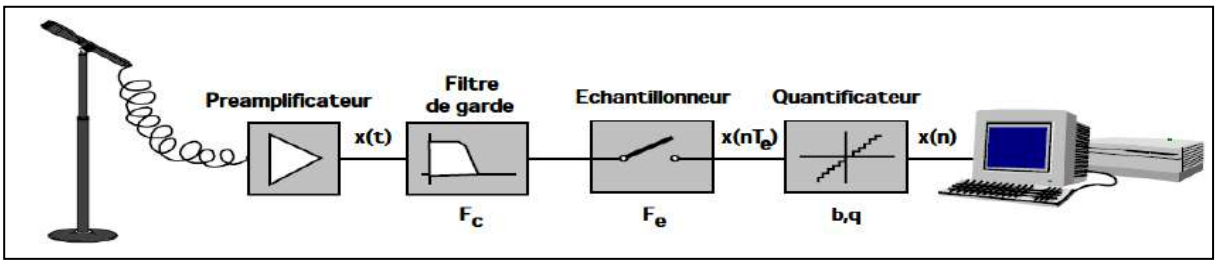


Figure I.3: *Enregistrement numérique d'un signal acoustique***. [7]**

4. Le traitement de la parole :

Le domaine de traitement de la parole couvre entre autres : l'analyse, la synthèse et la reconnaissance (ASR en anglais). Ce dernier créneau qui nous intéresse se réfère à plusieurs types de systèmes ; c'est une technique qui permet d'analyser et comparer une onde sonore (la voix humaine) captée au moyen d'un microphone à un ensemble des échantillons ; composé généralement de phonème ; et la transcrire sous la forme d'un texte exploitable par une machine.

De plus les cas d'applications sont toujours plus complexes que la théorie, dans la mesure où ils introduisent des bruits extérieurs, la contribution du matériel utilisé et les différences des locutions. Bien que le domaine qui nous intéresse soit la reconnaissance de la parole, nous pouvons citer quelques applications du traitement de la parole :

- Le rehaussement de la parole (speech enhancement), qui consiste à rendre la parole plus claire, soit pour le bénéfice direct d'un auditeur, soit pour un traitement subséquent. La réduction du bruit additif ou la réduction des échos.

- L'encodage (compression), qui permet de réduire le nombre de bits requis pour représenter la parole. Ce type de traitement peut être très simple ou très complexe.
- La synthèse permet de produire de la parole à partir d'un texte. C'est le complément de la reconnaissance automatique : l'objectif est dans le sens opposé (texte vers parole, plutôt que parole vers texte) et les sources de difficultés sont souvent similaires.
- La reconnaissance de la parole. Ce traitement présente des similitudes avec les autres. Tout comme pour l'encodage, il est important de conserver les éléments significatifs dans le signal sonore. Tout comme pour la synthèse, il est important d'identifier les variations dans la parole.

4.1. Reconnaissance automatique de la parole :

Le problème de la reconnaissance automatique de la parole consiste à extraire, à l'aide d'un ordinateur, l'information lexicale contenue dans un signal de parole. Parmi les approches les plus connues dans ce domaine on peut citer : la programmation dynamique (DTW), les réseaux de neurones et les modèles de Markov cachés (HMM)

4.1.1. Dynamic Time Warping :

Il s'agit d'une méthode apparue dans les années 80 dans le domaine du traitement de la parole et encore utilisée dans des systèmes de reconnaissance vocale disposant de ressources matérielles limitées. Dans les systèmes de reconnaissance basés sur la DTW, chaque mot du lexique est représenté par une réalisation de référence. Le processus de reconnaissance consiste à évaluer la distance d'une observation à chacune des références.

Cette technique a un certain nombre d'inconvénients importants qui limitent son champ d'application. Néanmoins, elle est plus adaptée à un contexte d'utilisation mono locuteur en environnement peu bruité. [5]

4.1.2. Les Modèles de Markov Cachés (Hidden Markov Models) :

Le Modèle de Markov Caché (Hidden Markov Model) est une méthode statistique puissante pour caractériser les échantillons de données observés d'un processus à temps discret. Elle apporte non seulement un moyen efficace de

construction de modèles paramétriques, mais elle incorpore aussi le principe de programmation dynamique pour unifier la segmentation et la classification de séquence de données variant dans le temps. Cette méthode sera présentée en détail dans le prochain chapitre.

4.1.3. Les réseaux de neurones :

Depuis une vingtaine d'année, les réseaux neuromimétiques constituent une technique utilisée dans les systèmes de reconnaissance automatique de la Parole. Ils sont basés sur une modélisation grossière du neurone biologique (neurone formel). Tout comme le neurone biologique, le neurone formel calcule sont activation en fonction des signaux qu'il reçoit d'autres neurones, pondérés par des « poids synaptiques » et d'une fonction d'activation plus ou moins complexe.

Une particularité des réseaux de neurones est qu'ils sont dotés d'algorithmes d'apprentissages qui leur permettent d'apprendre les formes, les classes à reconnaître et à classer ou bien les problèmes à résoudre. [5]

5. Analyse et codage de la parole :

L'analyse des signaux de parole tient en considération les façons par lesquelles les sons de parole sont produits. On dira que les signaux de parole résultent de l'interaction de deux facteurs ; la source glottique et le conduit vocal. Par conséquent, le signal de parole est obtenu par une source passant dans un filtre linéaire à temps variable. Dans cette théorie, la source représente le flux d'air au niveau des cordes vocales et le filtre représente les résonnances du conduit vocal qui change dans le temps. La figure I.4 illustre le processus source-filtre de production de la parole.

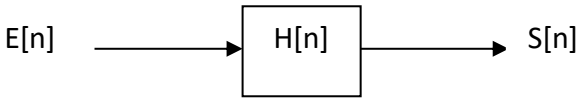


Figure I.4 : *système d'obtention du signal parole*.

Les méthodes modernes d'analyse des signaux sont basées sur le traitement numérique des signaux, qui est beaucoup plus efficace et peut être effectué dans des circuits compacts.

La numérisation implique l'échantillonnage pour discrétiser le temps et la quantification pour discrétiser l'amplitude. Le taux avec lequel le signal analogique est échantillonné et appelé fréquence d'échantillonnage. Dans les réseaux de télécommunications les signaux de parole analogique sont limités entre 300 et 3400 Hz.

Le signal échantillonné est en ensuite quantifié en amplitude en utilisant un convertisseur analogique- digital permettant de représenter chaque échantillon réel en un nombre limité de bits.

5.1. Analyse temporelle :

Les fonctions constituant le modèle source – filtre de la parole sont toutes variables dans le temps. L'excitation est souvent considérée comme un bruit blanc, un signal périodique ou un mélange des deux. Un signal périodique résulte d'une excitation voisée qui se produit lorsque les cordes vocales vibrent. Le bruit aléatoire se manifeste dans le cas d'une excitation non voisée au niveau d'une constriction dans le conduit vocal créant un flux d'air turbulent. On appelle voisement le mélange de ces deux excitations. L'excitation périodique est caractérisée par une fréquence fondamentale appelée (fondamentale) ou « pitch ». On peut aussi citer une caractéristique temporelle importante qui le taux de passage par zéro du signal.

5.2. Analyse fréquentielle (spectrale) :

5.2.1. Transformé de Fourier Discrète à Court Terme :

En traitement de la parole, la plupart des paramètres se trouvent dans le domaine spectral. Le signal de parole est plus facile à analyser et plus systématique en fréquence qu'en temps. Aussi, le spectre de sortie du modèle de production de la parole n'est rien d'autre que le produit de la réponse fréquentielle du conduit vocal et le spectre de l'excitation. Donc, il est évident que cette sortie spectrale reflète les propriétés des réponses fréquentielles de l'excitation et du conduit vocal. Un des processus les plus

communément utilisée pour obtenir le spectre d'un signal temporel est la transformé de fourrier (TF). Mathématiquement, on définit la TF d'une séquence comme :

$$S(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s(n)e^{-j\omega n} \qquad (\mathbf{I.1})$$

Où *s(n)* représente l'échantillon n de la séquence.

Comme il a été expliqué précédemment, vu la nature non stationnaire du signal de parole, due aux changements du système phonatoire dans le temps, il est impératif de considérer des séquences courtes en temps telle que les caractéristiques du conduit vocal restent inchangées. On montre qu'une durée de 25 à 30 ms permet de vérifier cette supposition, on dira que le signal est quasi stationnaire et on définit alors une nouvelle forme de la transformée de Fourier dépendant du temps par :

$$S_m(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} w(m-n).s(n)e^{-j\omega n} \qquad (\mathbf{I.2})$$

Où *w(n)* est une fonction de fenêtrage qui est nulle sauf pour une durée finie. La variable *m* est utilisé pour sélectionner la partie de séquence à analyser. La fonction S_m est appelée Transformé de Fourier à court terme (TFCT).

Lorsqu'on échantillonne la fréquence de l'équation (I.2), on obtient par conséquent, la transformé de Fourier discrète comme suit :

$$S_m(k) = \sum_{n=0}^{N-1} w[m-n].s[n]e^{-\frac{j2\pi nk}{N}}, \quad pour\ k = 0, \dots, N-1 \qquad (\mathbf{I.3})$$

L'amplitude du spectre du signal de parole, définie par la TFD, permet d'extraire plusieurs caractéristiques utiles comme la fréquence fondamentale d'un son voisé à travers la séparation des pics. Les pics les plus larges sont appelés « formant », ils résultent des résonances du conduit vocal. L'analyse par TF est illustrée sur la figure I.5

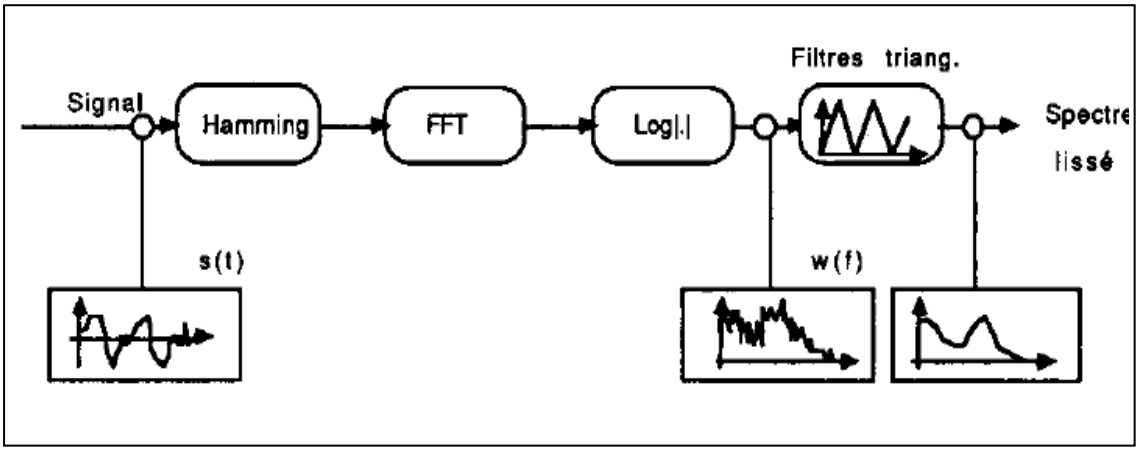


Figure 1.5 : *Analyse par transformée de Fourier*. **[6]**

Pour réduire la distorsion spectrale due au fenêtrage, la fonction w(n) doit satisfaire deux conditions. Premièrement, un lobe principal étroit et fort. Deuxièmement, une large atténuation des lobes secondaires. Comme ces deux conditions sont contradictoires, un compromis doit être fait, ce qui a donné lieu à plusieurs fenêtres. Le tableau suivant résume les propriétés de fenêtres utilisées dans la pratique.

Nom de la fenêtre	W[n] dans $-\frac{N-1}{2} \leq n \leq \frac{N-1}{2}$	Largeur du lobe principal (x(π/N))	Niveau des lobes secondaire [dB]
Rectangle	1	4	-13.3
Hanning	$\frac{1}{2}(1+\cos(\frac{2\pi n}{N}))$	8	-31.5
hamming	$0.54+0.46\cos(\frac{2\pi n}{N})$	8	-42.7
Blackman	$0.42+0.5\cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right)+0.08\cos(\frac{4\pi n}{N})$	12	-58.1

Tableau 1.1 : *Propriétés de quelques fenêtres connues.*

Bien que la fenêtre rectangle soit la plus simple à construire, ses niveaux de lobes secondaires très élevés font qu'elle soit très peu utilisée. Dans le domaine des signaux de parole, la fenêtre la plus utilisée est celle de Hamming, d'autres fenetres sont utilsées comme celles illustrées dans le tableau 1.1.

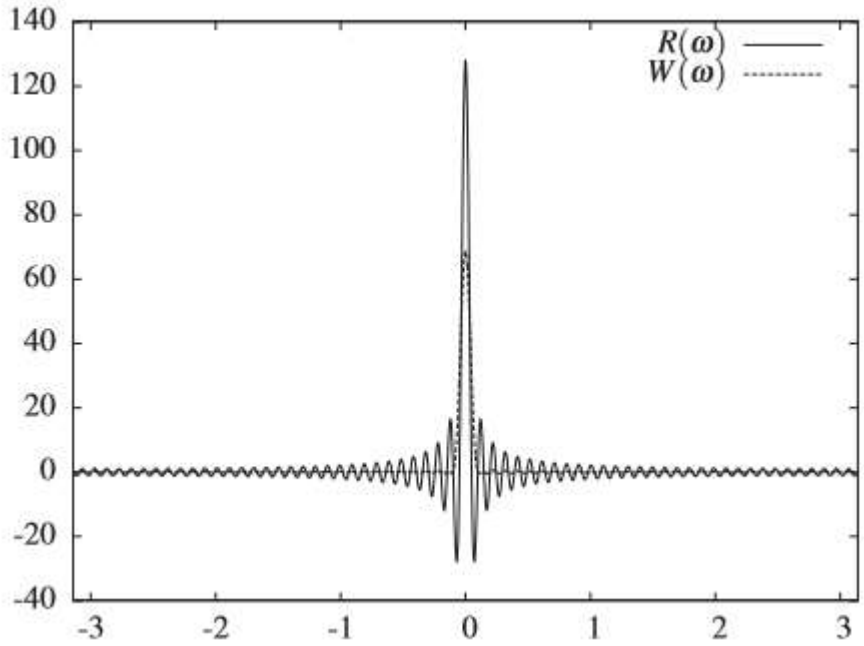


Figure I.6 : *Transformée de Fourier d'une fenêtre rectangulaire et d'une fenêtre de Hamming (L = 128).[8]*

5.2.2 Bancs de filtre passe bandes :

Le signal électrique obtenu à la sortie du microphone (après avoir été amplifié et pré-accentué) passe à travers un banc de filtres passe-bande (figure I.7). Le signal à la sortie de ces filtres passe ensuite à travers un circuit détecteur d'enveloppe, On obtient, ainsi, une approximation du module de la TF à court terme dans différentes bandes de filtres.

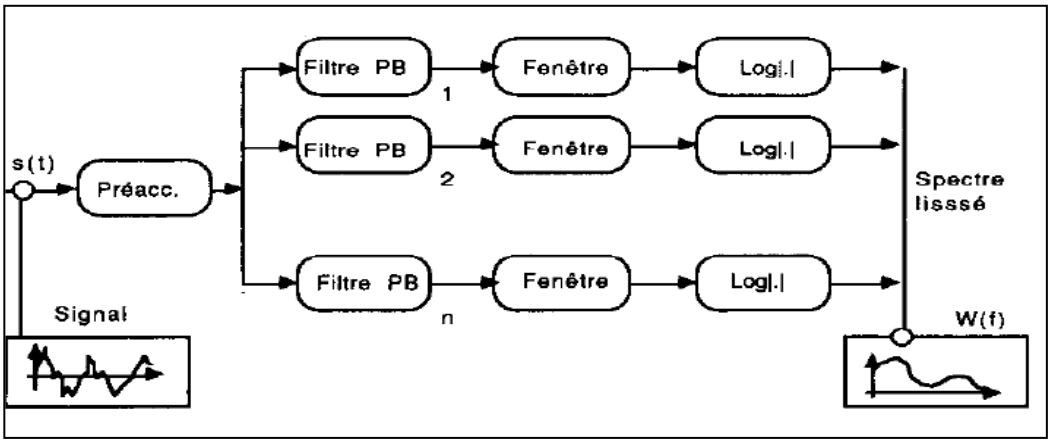


Figure I.7 : *analyse de bancs de filtre* [6]

5.2.3. Coefficients cepstraux avec fréquence de Mel :

Davis & Mermelstein (1980) ont présenté les MFCCs (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) comme représentation de la parole pour la reconnaissance automatique. Ces coefficients sont couramment utilisés pour produire des vecteurs-observations. Les MFCCs sont basés sur une batterie de filtres passe-bandes triangulaires, dont la fréquence centrale est placée linéairement dans les fréquences de Mel. Les bandes passantes correspondent aux bandes critiques du système auditif humain.
Les éléments d'un vecteur spectral (contenant les spectres d'énergie des fréquences) ne sont pas indépendants et il existe par la suit une redondance d'information. Le cepstre est une manière d'obtenir une version non-corrélée du vecteur spectral corrélé.

Le cepstre est aussi une interprétation du modèle de production de la parole. On part de l'hypothèse que la suite S constituant un signal vocal est le résultat de la convolution du signal de la source par le filtre correspondant au conduit vocal :

$$S = u * h \qquad \textbf{(I.4)}$$

Où, u et h le signal de parole, le signal d'excitation (source) et la fonction de transfert du conduit vocal (filtre), le but du cepstre est de séparer ces deux contributions (source et filtre) par application de la déconvolution à travers une **T**ransformée en **C**osinus

$$TFD(S)=U.H \qquad \textbf{(I.5)}$$

Le logarithme de l'amplitude transforme le produit de la TFD en somme. On obtient

$$\log|S(v)| = \log|U| + \log|H| \qquad (\mathbf{I.6})$$

Par transformations en cosinus discret (DCT), on obtient le cepstre. L'expression du cepstre réel est donc :

$$C = IDCT\ (\log(TFD(s))) \qquad (\mathbf{I.7})$$

Les coefficients cepstraux permettent la séparation des effets du conduit vocal et de la source périodique. En effet, la contribution du conduit vocal est représentée par l'enveloppe du spectre de fréquence et affecte en conséquence les premiers coefficients

cepstraux. Les caractères plus fins du spectre de fréquence, qui représentent la source périodique, sont décrits par les coefficients cepstraux d'ordre supérieur. Il est possible de définir la fréquence fondamentale de la source u en détectant les pics périodiques (harmoniques) au-delà d'un certain nombre N de coefficients. Cependant, déterminer la fréquence fondamentale d'un signal de parole reste encore un problème difficile. En effet, les algorithmes classiques manquent de robustesse quand le bruit est présent, quand la fréquence fondamentale change rapidement ou quand la valeur de celle-ci n'est pas assez élevée.

L'analyse cepstrale est basée sur un calcul de coefficients dits coefficients cepstraux de **Mel**, soit en abrégé **MFCC (M**el **F**requency **C**epstral **C**oefficients**)**. Le calcul est en effet basé sur une échelle fréquentielle de **Mel** (figure **I.9**). Cette échelle se rapproche de la perception fréquentielle de l'oreille. L'idée est de moyenner le spectre dans des bandes de fréquences correspondant grossièrement au filtrage effectué par la membrane basilaire. L'échelle **Mel** est approchée par un banc de 15 à 24 filtres triangulaire espacées linéairement jusqu'à 1 KHz, puis espacés logarithmiquement jusqu'aux fréquences maximales. Elle a été conçue de telle façon que 1000 Hz corresponde à 1000 mels**.**

La formule de conversion Hertz en **Mel** est :

$$\text{Mel} = 2595 \log_{10}(1 + \frac{fhz}{700}) \qquad \text{(I.8)}$$

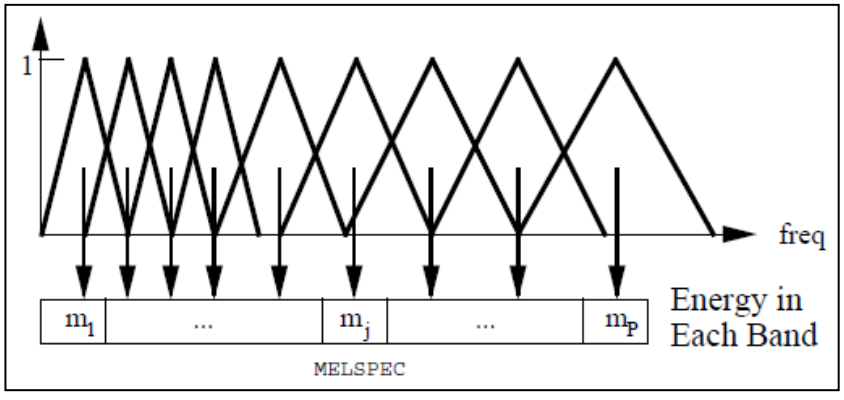


Figure I.8 : *banc de filtre à l'échelle de Mel.*

Nous allons faire une description plus détaillée de la façon de calculer les MFCC :

- Découper le signal en trames courtes.
- Pour chaque fenêtre renforcer (donner plus d'énergie) la contribution des hautes fréquences (préaccentuation) ; avec un filtre passe-haut puis multiplier les échantillons de la trame par une fonction fenêtre (Hamming par exemple).
- Calculer la FFT sur chaque trame.
- Appliquer le banc de filtre triangulaire d'échelle de Mel aux spectres de puissance.
- Prenez le logarithme de toutes les énergies en sortie de la banque de filtres.
- Prenez la IDCT (**T**ransformé en **C**osinus **D**iscrète inverse) des énergies du banc de filtres.
- Conserver les 12 premiers coefficients.

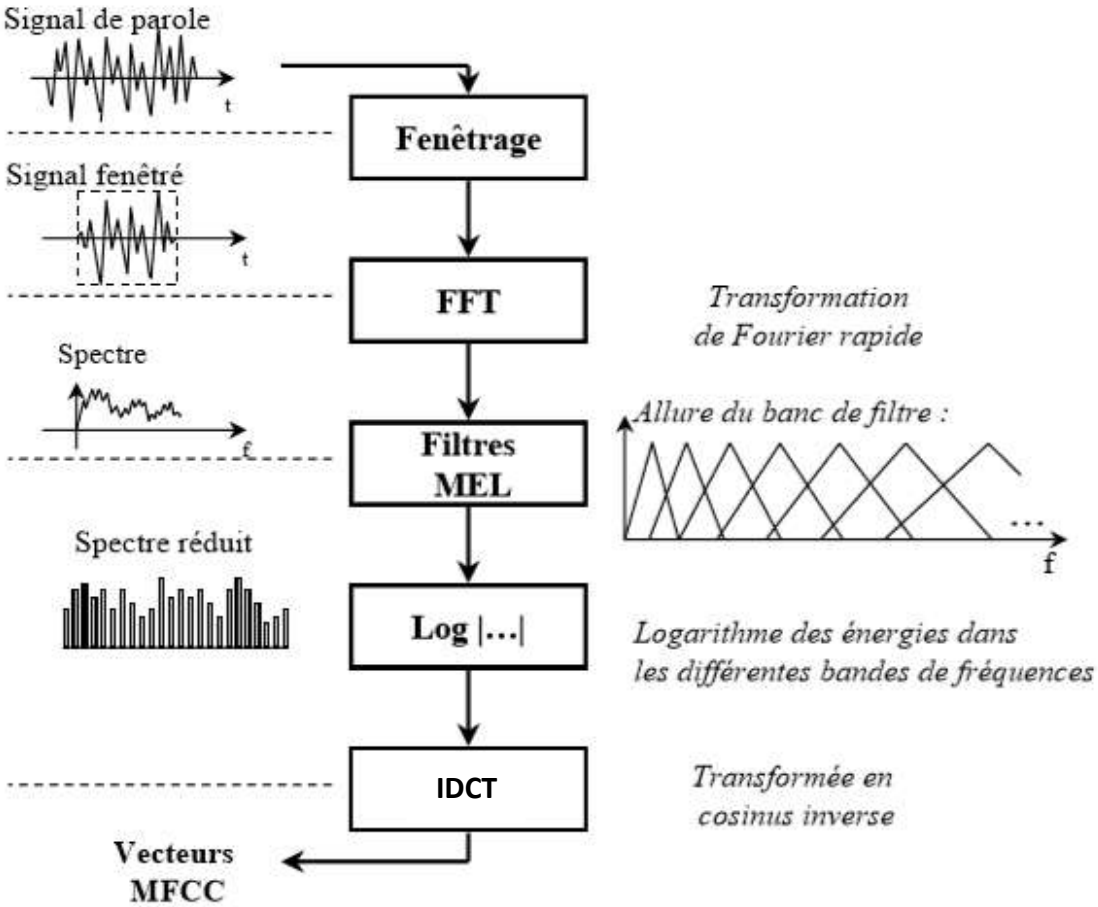


Figure I.9 : *Etape de calcul de mfcc.*

5.2.4. Synthèse par LPC :

La synthèse basée sur la prédiction linéaire est connue sous la domination LPC. L'excitation du modèle LPC est soit un train d'impulsion, soit un bruit blanc selon le voisement du Signal vocal. La modélisation du signal vocal prend en compte non seulement la transmittance du conduit vocal mais aussi la forme réelle de l'excitation, L'intérêt de cette méthode réside dans sa précision d'estimation et sa relative vitesse de calcul des différents paramètres de la parole.[4]

La méthode de codage prédictif linéaire (*LPC, Linear Predictive Coding*) repose principalement sur l'hypothèse que la parole peut être modélisée par un processus linéaire. Il s'agit donc de prédire le signal à un instant *n* à partir des *p* échantillons précédents équation **(I.11)**

Une bonne approximation des signaux de parole est assurée par un filtre tout pôle avec un nombre suffisants de pôle. La réponse fréquentielle du système est donnée par :

$$H(z) = \frac{X(z)}{E(z)} = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^{p} a_k \ z^{-k}} = \frac{G}{A(z)'} \qquad (\mathbf{I.9})$$

Où p est l'ordre des coefficients de l'analyse par prédiction linéaire,

A(z) est le prédicateur linéaire, et $\mathbf{a_k}$ sont les coefficients de prédiction.

$$A(z) = \sum_{k=1}^{p} a_k \, z^{-k} \qquad (\mathbf{I.10})$$

X(z) est le signal de parole produit en sortie, E(z) est le signal d'excitation et G est un gain.

On représente le signal de parole x(n) à la sortie du système par la transformé en z inverse de l'équation (I.9) qui donne :

$$x[n] = \sum_{k=1}^{p} a_k \, x[n-k] + Ge[n] \qquad (\mathbf{I.11})$$

Il permet de représenter la parole juste par ses paramètres pertinents, sans redondance. Signalons également que les coefficients sont choisis de façon à minimiser l'erreur quadratique de prédiction sur chaque trame d'analyse.

6. Conclusion :

Le traitement de la parole s'intéresse à la production et la perception de la parole. D'un côté, si un humain ne peut percevoir un élément du signal, ce n'est pas un élément significatif. De l'autre côté, la production de la parole est ce qui la caractérise. Les différences entre la prononciation des différents mots sont causées, très évidemment, par la méthode de production de ces mots. Si la perception permet de définir ce dont on ne doit pas tenir compte, la production permet de définir ce dont on doit tenir compte.
Si la production et la perception délimitent les caractéristiques pertinentes du signal dans lequel on reconnait la parole, c'est la structure du langage qui délimite ce que l'on tente de reconnaitre. On peut donc utiliser cette structure pour corriger les erreurs de reconnaissance, en éliminant ou pénalisant les combinaisons de symboles impossibles.

Le prochain chapitre sera entièrement consacré à la méthode de reconnaissance adoptée dans ce travail qui est la reconnaissance par les modèles de Markov cachés.

Chapitre II :

Les modèles de Markov cachés

1. Introduction :

Dans ce chapitre nous exposons l'une des méthodes les plus efficaces utilisées pour la classification : les modèles de Markov cachés (HMM).
La modélisation stochastique permet l'utilisation des modèles probabilistes pour traiter les problèmes à information incertaine ou incomplète. Ainsi, les modèles de Markov sont au centre d'intérêt pour leurs aspects théoriques et appliqués principalement dans le domaine de la reconnaissance de la parole.

2. Définition :

Un processus de Markov est un système à temps discret se trouvant à chaque instant dans un état pris parmi N états distincts. Les transitions entre les états se produisent entre deux instants discrets consécutifs, selon une certaine loi de probabilité. La probabilité de chaque état ne dépend que de l'état qui le précède immédiatement.

Un modèle de Markov caché (HMM) représente de la même façon qu'une chaîne de Markov un ensemble de séquences d'observations dont l'état de chaque observation n'est pas observé, mais associé à une fonction de densité de probabilité dans lequel les observations sont une fonction aléatoire de l'état et dont l'état change à chaque instant en fonction des probabilités de transition issues de l'état antérieur. [9]. En outre, la transition d'un état du modèle vers un autre état du modèle est elle aussi associée à une probabilité de transition d'une manière formelle, les éléments d'un HMM sont :

Formellement un modèle de Markov caché λ du premier ordre1 est défini par un triplé $\lambda = \{A, B, \pi\}$, qui est caractérisé par les éléments suivants :

1. **$S = \{S_1, S_2, ..., S_N\}$:** Un ensemble de N états cachées contenant un état initial, un état final et des états émettant des symboles. On note Q_t l'état courant à l'instant t.
2. **$V = \{V_1, V_2, ..., V_M\}$:** Un alphabet composé de M Symboles différents générés par le modèle.
3. **$A = \{a_{ij}\}$:** Une matrice de distribution des probabilités de transitions entre les états. Le terme générique aij désigne la probabilité de transition de l'état S_i vers

l'état S_j, sachant qu'il n'existe pas de transition pour aller vers l'état initial et qu'il n'existe pas de transitions partant de l'état final. On a :

$$a_{ij} = P((q_{t+1} = S_j)/(q_t = s_i)), 1 \leq i, j \leq N \quad \textbf{(II.1)}$$

4. B = $\{b_j(k)\}$: une matrice de distribution des probabilités d'émission des symboles pour chaque état émetteur. Le terme générique bj(k) désigne la probabilité de générer le symbole v en étant à l'état sjà l'instant t On a :

$$b_j(k) = p(v_k a\ t\ )/(q_t = s_j), 1 \leq j \leq N\ , 1 \leq k \leq M \quad \textbf{(II.2)}$$

5. $\pi = \{\pi_i\}$: un vecteur de distribution des probabilités initiales, où πi est la probabilité se situe dans l'état si à l'instant initial. On a :

$$\pi_i = P(q_1 = s_i), 1 \leq i \leq N \quad \textbf{(II.3)}$$

Les matrices A, B et π respect des contraintes stochastiques 2

La définition complète d'un HMM nécessite donc la spécification des paramètres cités plus haut**.** [12]

3. Représentation graphique et matricielle :

Les modèles de Markov Cachés est définis par un graphe orienté composé de deux types de nœuds, nœuds terminaux (d'états initial et finals) et nœud fonctionnels (correspondant aux états émetteurs relient les deux états des arcs), et par un ensemble de distributions de probabilité sur les transitions, à chaque transition est associé un symbole d'un alphabet fini. Ce symbole est généré à chaque fois que la transition est empruntée au niveau des états et non des transitions. De plus on associe à chaque état caché une distribution de probabilité d'émission de symboles.

$$S = \{Début,\ s_1,\ s_2,\ s_3,\ Fin\} \qquad V = \{v_1,\ v_2\}$$

$$A = \begin{bmatrix} & Début & s_1 & s_2 & s_3 & Fin \\ Début & 0 & 0.5 & 0 & 0.5 & 0 \\ s_1 & 0 & 0.4 & 0.6 & 0 & 0 \\ s_2 & 0 & 0 & 0.3 & 0.7 & 0 \\ s_3 & 0 & 0 & 0 & 0.2 & 08 \\ Fin & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad B = \begin{bmatrix} & v_1 & v_2 \\ Début & 0 & 0 \\ s_1 & 0.1 & 0.9 \\ s_2 & 0 & 1 \\ s_3 & 0.5 & 0.5 \\ Fin & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

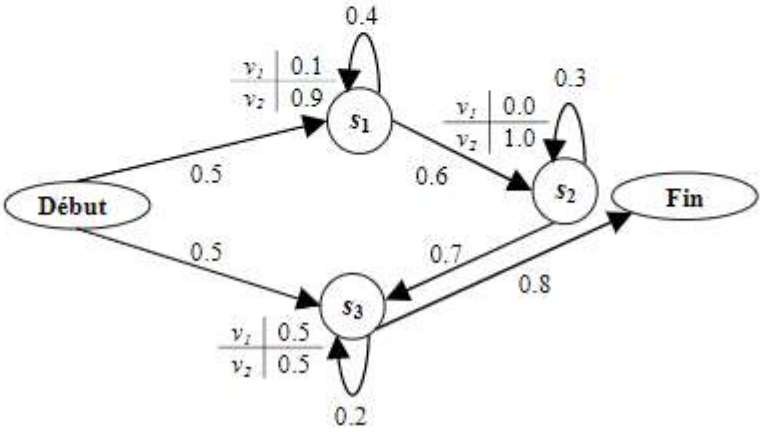


Figure II.1 *: Représentation graphique d'un HMM de 5 états et 2 symboles [9]*

4. Topologies des HMM :

Il existe deux types de topologies :

Modèle ERGODIQUE :

C'est un modèle général qui est sans contrainte sur les connections chaque état est atteignable depuis tout autre état en un nombre fini de transition.

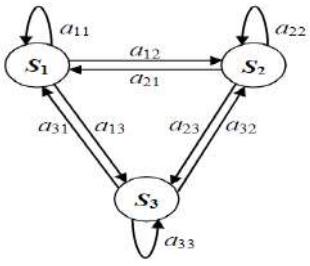


Figure II.2 : *Exemple d'un HMM ergodique* [9]

Modèle Gauche-Droite :

Le modèle de Markov caché de type gauche-droite est soumis à des contraintes de transition, aucune transition n'est autorisée d'un état vers un autre état d'indice inferieur.

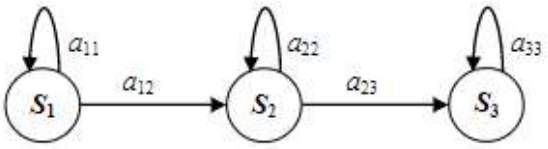


Figure II.3 : *Exemple d'un HMM Gauche-droite* [9]

Type Bakis :

Raimo Bakis a proposé un modèle type gauche-droite avec un pas de transition égal à 2 pour représenter un mot qui permet le bouclage sur l'état courant, le passage à l'état suivant ou le saut d'un état à l'autre en omettant l'état intermédiaire. Le nombre d'états du modèle est alors proportionnel à la durée moyenne de ce mot, il y a plusieurs manières de transiter entre les états (et donc plusieurs chemins) pour générer notre séquence d'observations *O.*

Ce type de modèle permet de modéliser des signaux qui évoluent avec le temps, il est devenu le modèle générique dans le domaine de la reconnaissance automatique de la parole.

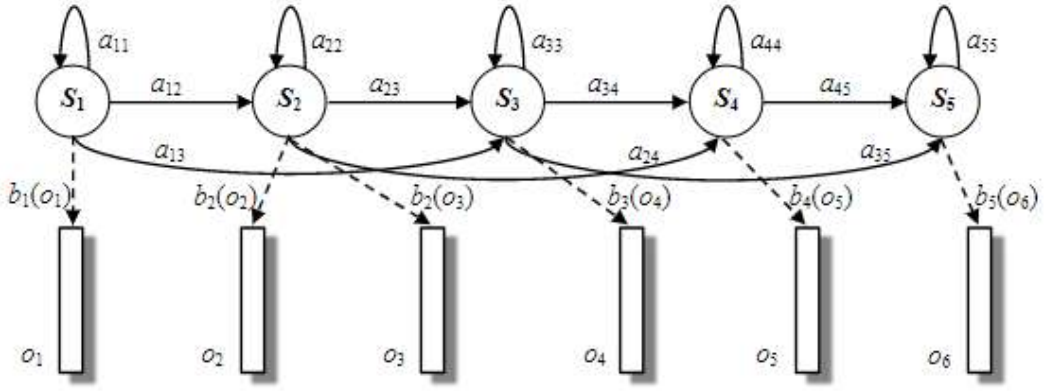


Figure II.4 : *Exemple d'un HMM a 4 états de type Bakis* [9]

La probabilité jointe de génération de la séquence d'observations *O=O1O2O3O4O5O6* par le modèle de notre exemple en passant par la séquence d'états X=1,2,2,3,4,4,5 est donnée par :

$$P(O,X/M) = a_{12}b_2(O_1)a_{22}b_2(O_2)a_{23}b_3(O_3)a_{34}b_4(O_4)a_{44}b_4(O_5)a_{45} \quad \text{(II.4)}$$

Etant donné que X est inconnue, la vraisemblance est calculée en sommant surtouts les séquences d'états possibles. X= X (1), X (2), … X (T)

C'est-à-dire :

$$P(O/M) = \sum_X a_{X(0)X(1)} \prod_{t=1}^{T} b_{X(t)}(O_t)a_{X(t)X(t+1)} \quad \text{(II.5)}$$

Le vocabulaire de notre système est composé de vingt (20) mots isolés représentant notre base de données prononcés en arabe.[13]

Etant donné que chaque mot est représenté par un HMM on doit disposer de20 HMMs (un HMM pour chaque mot)

- Premièrement chaque HMM est entrainé par un ensemble d'exemples du mot lui correspondant. On obtiendra à la fin de cette phase les modèles entrainés (M1… M20)
- Deuxièmement ayant un mot inconnu, on calcule la vraisemblance de génération de ce mot par tous les HMM. On choisira le HMM ayant donné le maximum de vraisemblance.

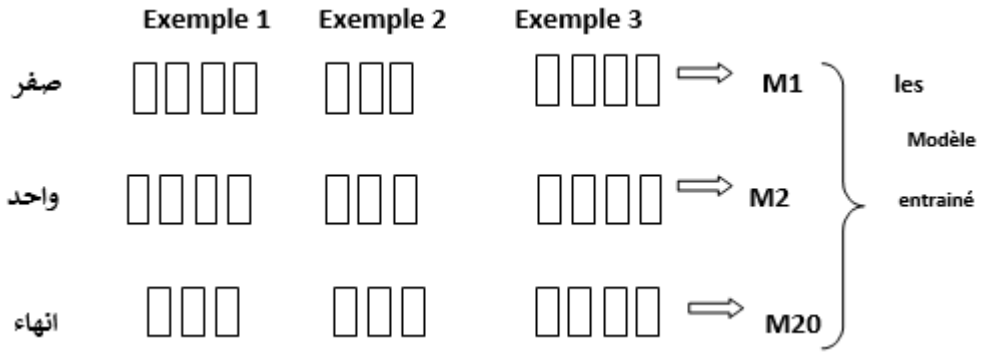


Figure II.5 *: l'opération d'Apprentissage.*

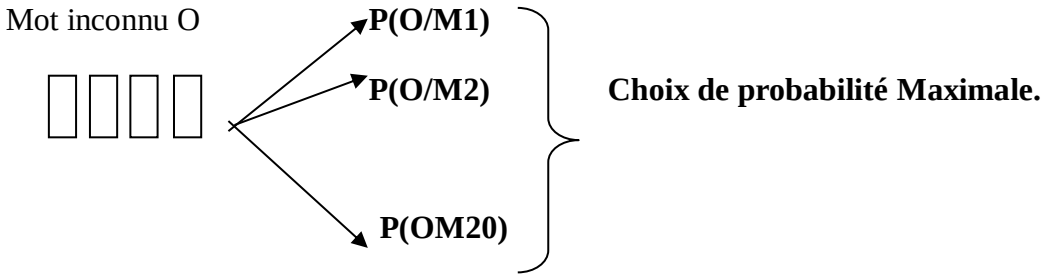


Figure II.6 : *l'opération de reconnaissance*

5. L'apprentissage des modèles de Markov cachés :

La phase de la construction d'un modèle est le point crucial de tout système, Les modèles acoustiques nécessitent un important corpus sonore. Une transcription phonétique est associée à chaque échantillon sonore de sorte qu'à la fin, chaque modèle possède des représentants dans le corpus. Une fois l'ensemble des données prêt, la phase d'apprentissage des modèles s'effectue. Nous allons décrire dans cette partie l'algorithme communément utilisé dans la phase d'apprentissage des modèles de Markov cachés pour la reconnaissance de la parole.

Nous souhaitons déterminer les paramètres définissant les modèles de Markov cachés de chaque unité phonétique. Il nous faut donc estimer pour chaque modèle :

- Les probabilités initiales πi.
- Les probabilités de transition aij.
- Les probabilités d'émission bi (Ot)

Dans le cadre des modèles de Markov cachés, la méthode communément utilisée repose sur le critère du maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood ML).

5.1 L'algorithme de Baum-Welch :

L'apprentissage se fait avec l'algorithme de Baum-Welch qui est une application de la technique Em (Expectation-Maximisation). Cet algorithme est particulièrement adapté pour la configuration ou l'on a des données incomplètes dû au fait que l'on prend une espérance sur les suites d'états possibles.

Les formules de réestimation des paramètres d'un HMM entrainé par un nombre d'exemples égal à (i):

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{r=1}^{R} \frac{1}{P_r} \sum_{t=1}^{T_r-1} \alpha_i^r(t) a_{ij} b_j(O_{t+1}^r) \beta_j^r(t+1)}{\sum_{r=1}^{R} \frac{1}{P_r} \sum_{t=1}^{T_r} \alpha_i^r(t)\, \beta_j^r(t)}$$

$$= \frac{1}{R} \sum_{r=1}^{R} \frac{1}{P} \alpha_j^r(1) \beta_j^r(1) \qquad (\mathbf{II.6})$$

$$\hat{a}_{iN} = \frac{\sum_{r=1}^{R} \frac{1}{P_r} \alpha_i^r(T)\, \beta_i^r(T)}{\sum_{r=1}^{R} \frac{1}{P_r} \sum_{t=1}^{T} \alpha_i^r(t) \beta_i^r(t)} \qquad (\mathbf{II.7})$$

Pour les gaussiennes simples, il est plus efficace dans ce cas d'utiliser :

$$l_j^r(t) = \frac{1}{p_r} \alpha_j(t) \beta_j(t) \qquad (\mathbf{II.8})$$

Les formules de réestimation peuvent maintenant être exprimées en termes de $l_j^r(t)$:

$$\hat{\mu}_J = \frac{\sum_{r=1}^{R} \sum_{t=1}^{T_r} l_j^r(t) o_t^r}{\sum_{r=1}^{R} \sum_{t=1}^{T_r} l_j^r(t)} \qquad (\mathbf{II.9})$$

L'algorithme de Baum-Welch est une procédure de réestimation itérative des paramètres d'un HMM.

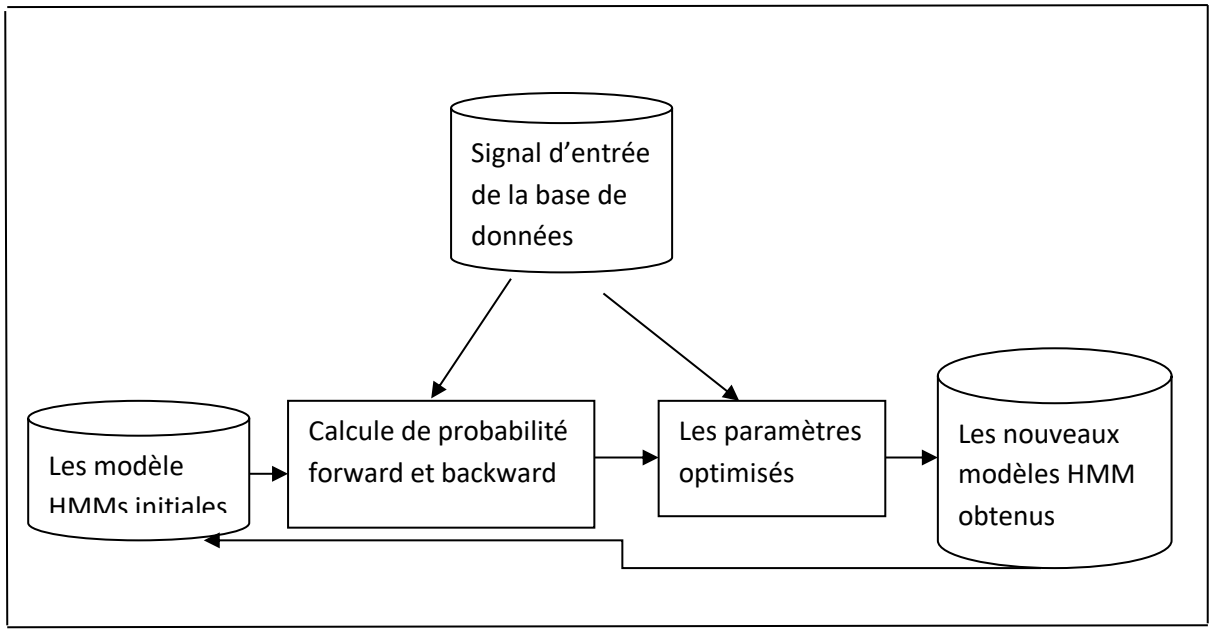


Figure II.7 : *Procédure d'apprentissage de Baum Welch basée sur un ensemble D'apprentissage donné.*

6. Reconnaissance et décodage :

La reconnaissance se fait par l'algorithme de Viterbi :

6.1 Algorithme de VITERBI :

La difficulté du problème de décodage se trouve dans la définition de la séquence d'états optimale, c'est à dire il y a plusieurs critères optimaux possibles, En fait, ce n'est pas la valeur de la probabilité maximale qui nous intéresse mais réellement le chemin, appelé chemin de Viterbi, qui permet de générer la séquence O avec cette probabilité.

L'algorithme de Viterbi est un algorithme récursif basé sur les techniques de programmation dynamique, il permet de trouver à partir d'une suite d'observations, une solution optimale au problème d'estimation de la suite d'états. [9]

L'algorithme de Viterbi est très similaire à l'algorithme Forward. La principale différence résulte de la maximisation des probabilités attachées aux états précédents au lieu du calcul de la somme de ces probabilités, il délivre deux résultats importants :

1/La sélection parmi tous les chemins possibles du chemin optimal qui correspond à la séquence d'état la plus probable au sens de probabilité de la séquence d'observations.

2/La probabilité P* sur le meilleur chemin.

Pour un modèle M donné, Soit $\varphi_X(t)$le maximum de vraisemblance de la séquence O_1à O_t sachant qu'on se trouve dans l'état X au temps t, cette vraisemblance partielle peut être calculée comme suit :

$$\varphi_X(t) = \max_i\{\varphi_i(t-1)a_{iX}\}b_X(o_t) \qquad (\mathbf{II.10})$$

Avec $\varphi_x(1) = a_{1X}b_X(o_1)$

Pour 1 < X < N, le maximum de vraisemblance P (O|M) est alors donné par :

$$\varphi_N(t) = \max_i\{\varphi_i(T)a_{iN}\} \qquad \mathbf{(II.11)}$$

7. Conclusion :

Le grand intérêt des modèles de Markov cachés pour la classification est leur aptitude à traiter la nature à la fois statistique et séquentielle des observations.
Les principaux avantages des HMM sont attribués à leur cadre probabiliste, qui s'accorde bien avec la nature des signaux bruités comme le cas de la parole et de l'écriture manuscrite, et à leurs fondements théoriques qui ont permis la mise en œuvre d'algorithmes puissants pour l'apprentissage et la reconnaissance.

L'information dynamique présentée dans les HMM (la classe d'un vecteur acoustique à un instant donné est fonction du vecteur à l'instant présent ainsi que les vecteurs acoustiques du passé et du futur) offre donc la possibilité de modéliser l'information temporelle dans un problème de classification.
Les succès de l'approche pour la reconnaissance de la parole incitent l'extension de cette approche pour la classification du signal sonore. Le chapitre 3 sera consacré à l'application des modèles de Markov cachés pour la reconnaissance de la parole arabe.

Chapitre III :

Résultats et interprétations

1. Introduction :

Dans ce chapitre nous allons étudier l'effet de l'étage d'entrée (front end) sur les performances d'un système de reconnaissance de la parole basé sur les modèles de Markov cachés (HMM). La chronologie adoptée dans ce chapitre est la suivante : on commence par décrire la base de données utilisée dans l'étude ; l'outil HTK utilisé dans la reconnaissance sera ensuite présenté d'une manière très concise tout en se limitant aux fonctionnalités dont on aura besoin dans ce travail. Le lecteur désirant d'approfondir ses connaissances à ce propos est fortement encouragé à consulter [10]. Ensuite la stratégie sur laquelle repose l'étude est exposée suivie des résultats obtenus. Ces derniers seront commentés et interprétés à chaque étape. Le chapitre sera terminé par une conclusion.

2. Description de la base de données utilisée :

Nous utilisons une base de données de mots arabes isolés qui a été développée par le département des systèmes de gestion d'information, université King Faiçal [13]. Le corpus contient 9991 énoncés de 20 mots parlés, chaque mot est répété 10 fois par 50 locuteurs natifs arabes masculins (Théoriquement le nombre devrait être 10000 mais il existe 9 fichiers corrompus d'où la taille de 9991 fichiers énoncée plus haut).
Le corpus a été enregistré avec une fréquence d'échantillonnage de 44100 Hz et une résolution de 16 bits.

2.1.Vocabulaire :

La liste des mots est la suivante :

1. صفر (Zero)
2. واحد (One)
3. اثنان (Two)
4. ثلاثة (Three)
5. اربعة (Four)
6. خمسة (Five)
7. ستة (Six)
8. سبعة (Seven)
9. ثمانية (Eight)
10. تسعة (Nine)
11. التنشير (Activation)
12. التحويل (Transfert)
13. الرصيد (Balance)
14. التسديد (Payement)
15. نعم (Yes)
16. لا (No)

17. التمويل (Funding)
18. البيانات (Data)
19. الحساب (Account)
20. انهاء (End)

2.2. Système d'étiquetage des fichiers de la base :

Chacun des fichiers a été étiqueté en utilisant le système de codage suivant :

S (numéro de locuteur). (Nombre de répétition). (Numéro du mot)

Exemple :

S01.01.01.wav représente le premier locuteur (parmi 50) prononce pour la première fois (parmi 10) le premier mot (parmi 20).

Notons que notre base de données sera divisée en 2 ensembles, un pour l'apprentissage : (20%) de la base (2 répétitions de chaque locuteur) et l'autre pour le test :(80%) de la base.

3. Description de l'outil de reconnaissance HTK :

Le Hidden Markov Model Toolkit (HTK) est une boîte à outils portable pour créer et manipuler des modèles de Markov cachés. HTK est principalement utilisé pour la recherche sur la reconnaissance vocale mais il a été utilisé pour de nombreuses autres applications, y compris la recherche en synthèse vocale, reconnaissance de caractères et séquençage de l'ADN.

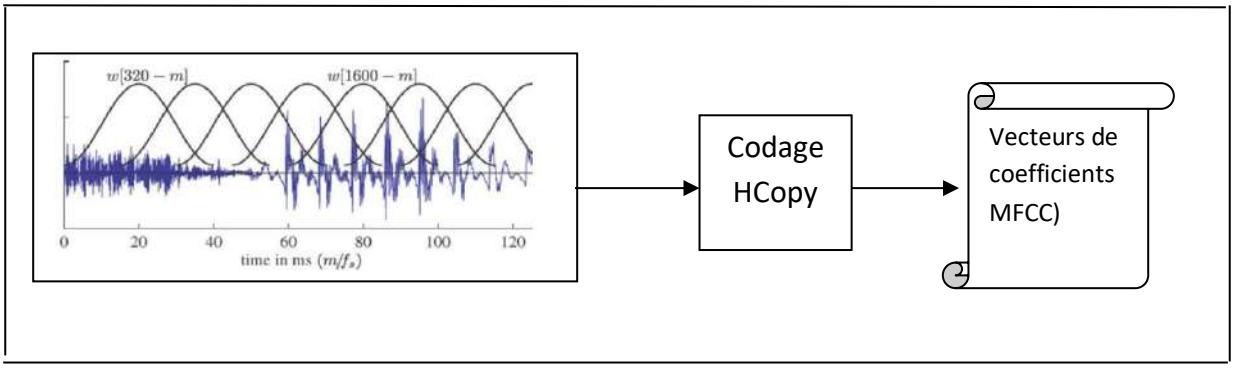
HTK consiste en un ensemble de modules de bibliothèques et d'outils disponibles sous langage source C. Les outils fournissent des fonctionnalités sophistiquées pour l'analyse de la parole, l'analyse de l'information, les tests et les résultats. HTK prend en charge les HMM à observations continues à densité de distribution avec mélange de gaussiennes ainsi que les HMM discrets (distributions discrètes) et peut être utilisé pour créer des systèmes HMM complexes. [9] HTK contient une documentation complète et des exemples. Il est à noter, que ce qui a contribué au succès de HTK, est qu'il est accompagné d'une assez bonne documentation.

On peut exploiter les fonctionnalités de HTK en tapant une simple ligne de commande. Les principaux outils que nous avons utilisés seront évoqués progressivement dans ce chapitre.

4. Préparation des fichiers de la base de données pour la reconnaissance :

4.1 Le codage :

Cette étape est appelée analyse acoustique (le codage des fichiers parole). La figure (III.1) illustre la procédure de codage d'un seul fichier (une seule prononciation). Il s'agit de multiplier chaque trame du signal parole par une fenêtre puis de calculer un vecteur de paramètres (vecteur de coefficients MFCC dans notre cas). On obtient ainsi une suite de vecteurs de paramètre pour chaque prononciation. Comme illustré sur la figure (III.1), les fenêtres se chevauchent et sont d'une longueur d'environ 20 à 30 ms.



FigureIII.1 : la procédure de codage

Le codage peut être réalisé sur un groupe de fichiers à la fois au lieu d'un seul fichier, ceci est illustré sur la figure (III.2) en utilisant un fichier script contenant la liste de tous les fichiers à coder (fichiers source) et la liste des noms de fichiers après codage (fichiers cibles). La fonction **HCopy** est invoquée avec la syntaxe suivante :

Syntaxe : HCopy -C analysis.TXT -S mfccListComplet.TXT

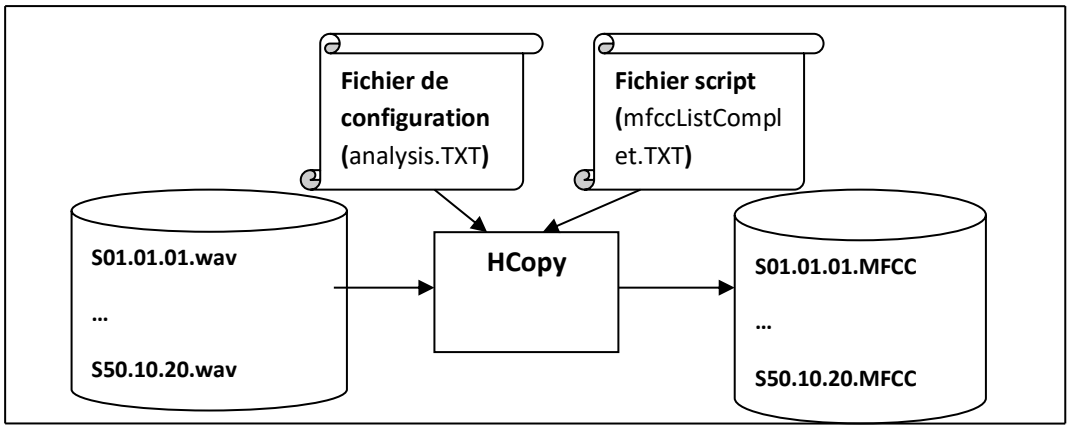


Figure III.2: *utilisation de HCopy pour un groupe de fichiers.*

A noter que **analysis.TXT** est un fichier de configuration définissant les paramètres de l'extraction des coefficients acoustiques. Un exemple est donné sur la figure (III.3)

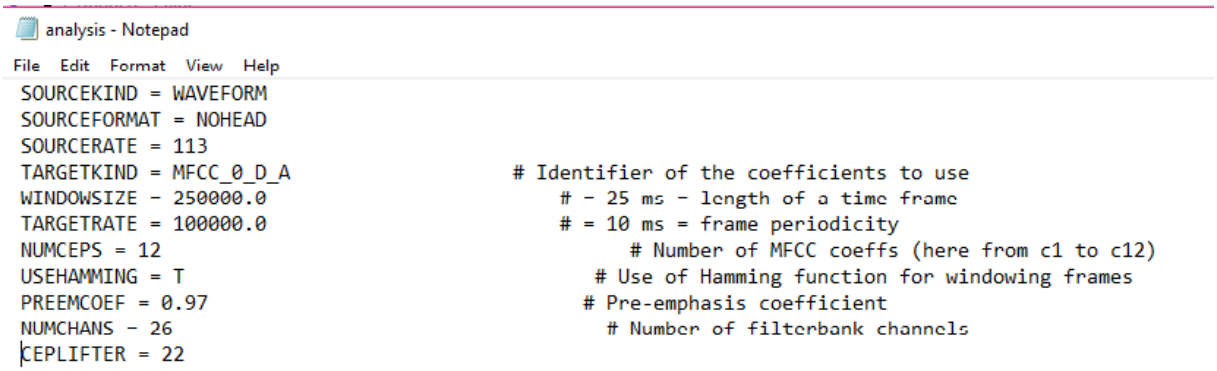


Figure III.3 : *fichier de configuration*

Avec un tel fichier de configuration, l'analyse MFCC (Mel Frequency Cepstre Coefficients) est effectuée (préfixe « MFCC » dans l'identifiant TARGETKIND). Pour chaque période de signal, les coefficients suivants sont extraits :

- Les 12 premiers coefficients MFCC [c1, …,c12] (depuis NUMCEPS=12).
- Les coefficients MFCC « nul » c0, indique que le cepstre 0 est ajouté (suffixe « _0 » dans TARGETKIND).
- 13 « coefficients Delta », estimant la dérivée du premier ordre de [c0,c1,…,c12] (suffixe « _D » dans TARGETKIND).
- 13 coefficients d'accélération, estimant le second ordre dérivatif de [c0,c1,…,c12] (suffixe « _A » dans TARGETKIND).

- Le symbole # est utilisé pour les commentaires

Chaque vecteur contient donc 39 coefficients extraits de chaque trame de signal.

mfccListComplet.TXT est le fichier texte spécifiant le nom et localisation de chaque fichier signal à traiter et du fichier des coefficients correspondant à générer. Un exemple est donné ci-dessous

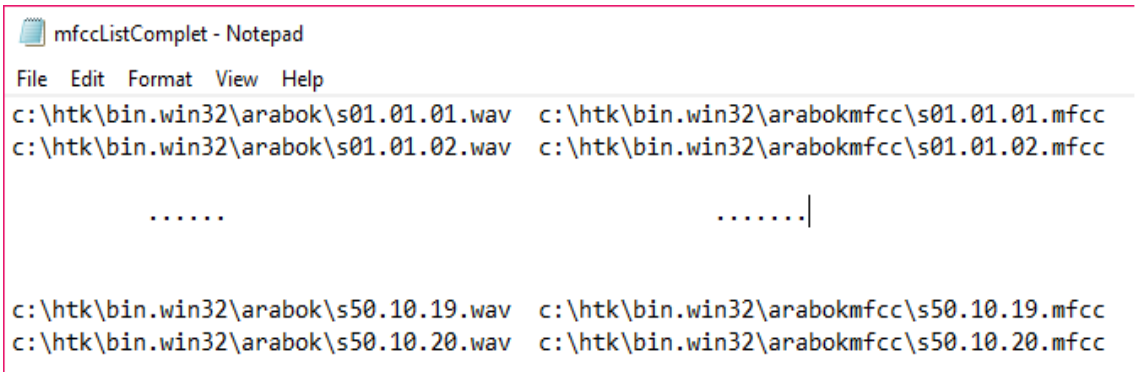


Figure III.4 : *le fichier texte spécifiant le nom et localisation.*

Remarque : si le chemin des fichiers n'est pas spécifié dans le script, tous les fichiers (wav et MFCC) seront dans le répertoire en cours.

Nous avons maintenant préparé nos fichiers audios sous forme d'une suite de vecteurs de paramètres (fichier à une extension MFCC).

4.2. Choix de la topologie des modèles (prototypes) :

La première étape de l'apprentissage du système est la définition des modèles (prototype), on doit définir 4 HMMs pour chaque mot à reconnaitre. Chaque HMM est caractérisé par :

- Un nombre d'état égal à 8 dont 6 états émetteurs. Les transitions possibles sont montrées (voir figure III.5). Les probabilités de transition possibles sont données par la matrice de probabilité de transition.
- Chaque état émetteur est caractérisé par une loi d'émission continue à une seule gaussienne caractérisée par un vecteur moyen μ (39 composantes) et une matrice de covariance $\sum$ diagonale.

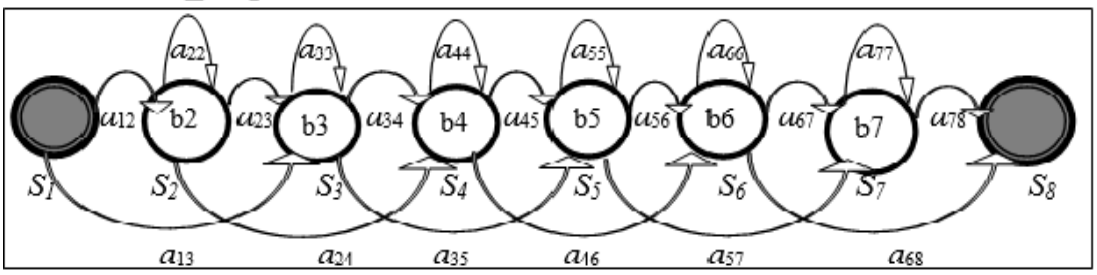


Figure III.5 *: topologie choisie pour les HMMs [11]*

Remarque : généralement la topologie la plus communément adoptée est celle de **BAKIS.** Il n'y a pas une loi fixe pour le choix de la topologie.

Le fichier de description du HMM est un simple fichier texte de la forme illustrée dans la figure (III.6). On distingue les éléments suivants :

- **~o <VecSize> 39 <MFCC_0_D_A> :** taille et type du vecteur de coefficients.
- **~h « zero » <BeginHMM> (…) <EndHMM> :** nom du HMM (ici 'zero')
- **<NumStates> 8** *:* donne le nombre total d'états dans le HMM, y compris les 2 états non émetteurs (etats 1 et 8).
- **<State> 2** *:* introduit la description de la fonction d'observation de l'état 2. Ici, nous avons choisi d'utiliser une fonction d'observation gaussienne unique, avec des matrices diagonales. Chaque fonction est décrite par un vecteur de moyenne et un vecteur de covariance (les éléments diagonaux de la matrice d'autocorrélation). Les états 1 et 8 ne sont pas décrits car ils n'ont pas des fonctions d'observations.
- **<Mean> 39**
  0.0 (…) 0.0 (x39)

  Représente le vecteur de moyenne de l'observation courante, chaque élément est arbitrairement initialisé à 0 : le fichier ne donne que le ″ prototype ″ du HMM (sa topologie globale). Les valeurs de ces coefficients seront obtenues plus tard après l'apprentissage.

- **<Variance> 39**
  1.0(…) (x 39)

Représente le vecteur de covariance de la fonction d'observation courante. Chaque élément est arbitrairement initialisé à 1, les vraies valeurs seront obtenues après l'apprentissage.

- **<TransP> 8 :**

Représente la matrice de transition 8*8 du HMM, où aij est la probabilité de transition de l'état i à l'état j. les valeurs nulles indiquent que les transitions correspondantes ne sont

pas autorisées. Les autres valeurs sont arbitrairement initialisées (la somme sur chaque ligne de la matrice doit être égale à 1). Les valeurs seront modifiées plus tard au cours du processus d'apprentissage.

```
~o <VecSize> 39 <MFCC_0_D_A>
~h "zero"
<BeginHMM>
<NumStates> 6
<State> 2
<Mean> 39
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
<Variance> 39
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
<State> 3
<Mean> 39
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
<Variance> 39
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
<State> 4
<Mean> 39
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
<Variance> 39
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
<State> 5
<Mean> 39
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
<Variance> 39
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
<TransP> 6
0.0 0.5 0.5 0.0 0.0 0.0
0.0 0.4 0.3 0.3 0.0 0.0
0.0 0.0 0.4 0.3 0.3 0.0
0.0 0.0 0.0 0.4 0.3 0.3
0.0 0.0 0.0 0.0 0.5 0.5
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
<EndHMM>
```

Figure III.6 : *Exemple de fichier de description de HMM*

Chaque mot est généré par un prototype. Dans notre cas on doit écrire un prototype pour chacun des 20 HMM (20 mots).

4.3 Initialisation des modèles :

L'initialisation des modèles se fait par l'outil htk ″ **HCompv** ″ comme illustré sur la figure (III.7). Chaque état du HMM reçoit le même vecteur de variance et de moyenne : ceux-ci sont calculés globalement sur le corpus entier d'entrainement.

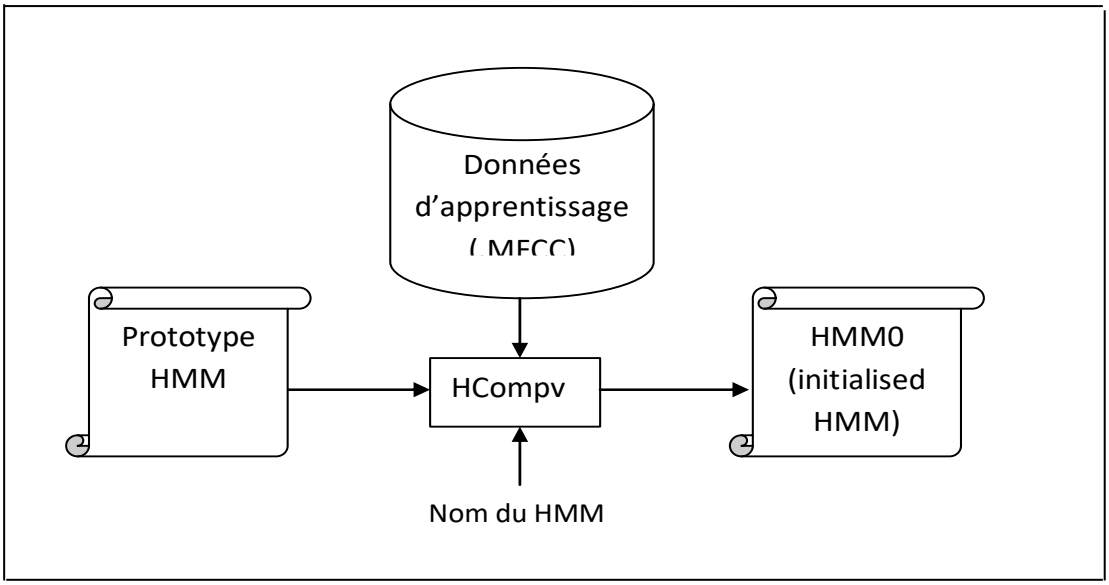


Figure III.7 : *fonctionnement de HCompv.*

HCompv doit être invoquée comme suit :

Syntax:

HCompv –S arabok_sc_mfcc_tre/script.mfcc.0.tre.TXT –M HMM0 –H HMMi/proto_0.TXT nameofHMM

Avec :

arabok_sc_mfcc_tre/script.mfcc.0.tre.TXT: représente la liste complète des fichiers MFCC formant le corpus d'apprentissage pour chacun des 20 mots de la base de données.

HMM0: nom du dossier où les descriptions des HMMs résultants (après initialisation) seront placées.

HMMi/proto_0.TXT: est un fichier de description contenant les prototypes HMMs (des 20 mots).

nameofHMM : est le nom du HMM à initialisé (zero, one, …, end).

Ce fichier de sortie HMM par **HCompv** a le même nom que le prototype d'entrée.

Cette procédure doit être répétée pour chacun des 20 modèles.

4.4 . Apprentissage :

La réestimation des modèles est faite par l'outil HRest comme illustré sur la figure (III.8). Il s'agit de faire appel à l'algorithme de **Baum-Welch** qui permet de calculer les valeurs optimales pour les paramètres HMM (probabilité de transition, plus les vecteurs de moyenne et de covariance pour chacune des fonctions d'observation).

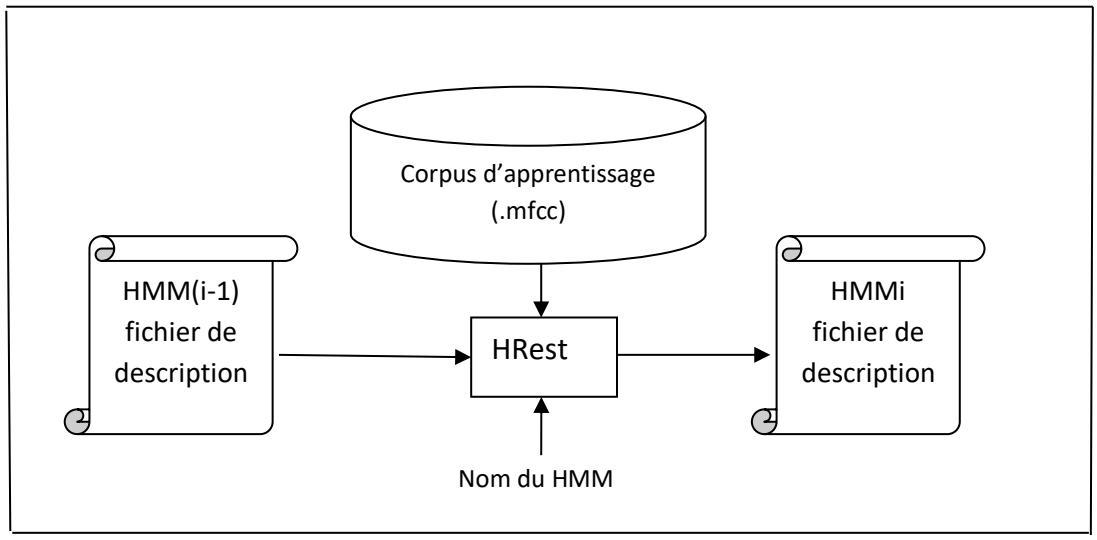


Figure III.8 : *fonctionnement de HRest*

L'utilisation de **HRest** est la suivante :

Syntaxe :

HRest -S arabok_sc_mfcc_tre/script.0.mfcc.tre.TXT -M HMM0 -H HMMi/proto_0.TXT zero

Avec :

HMM0: représente le répertoire de sortie, indique l'indice de l'itération courante i.

HMMi/proto_0.TXT : est le fichier de description de HMM appelé nameofHMM. Il est stocké dans un répertoire dont le nom indique l'indice de la dernière itération (ici model/hmmi-1 par exemple).

zero (Name of hmm) : représente le nom du HMM à apprendre (entrainer).

4 itérations de réestimation sont suffisantes pour obtenir les modèles finaux.

Finalement, on dispose de 20 modèles entrainés et prêts à être utilisés pour la reconnaissance.

4.5. Définition de la grammaire et du dictionnaire :

Avant d'utiliser nos modèles de mots, on doit définir l'architecture de base de notre grammaire. En **HTK**, la grammaire est décrite dans un fichier texte, selon certaines règles syntaxiques.

Dans notre cas, la grammaire est assez simple :

```
$word = zero | one | two | three | four | five | six | seven | eight | nine | activation
| transfert |balance | payement | yes | no | funding | data | account | end ;
($word)
```

FigureIII.9 *: le fichier de la grammaire.*

La variable **word** figure (III.9) peut être remplacée par l'un des 20 mots du corpus (zero ou one ou two ou three ou four ou five ou …. Ou activation ou payement ou funding …). Le système doit bien sûre savoir à quel HMM correspond chacune des variables de grammaire zero, one, …, end. Cette information est stockée dans un fichier texte appelé dictionnaire. Dans une telle tâche simple, la correspondance est simple, et la tâche dictionnaire renferme tout simplement les 20 entrées.

```
zero            zero
one             one
two             two
three           three
four            four
five            five
six             six
seven           seven
eight           eight
nine            nine
activation      activation
transfert       transfert
balance         balance
payement        payement
yes             yes
no              no
 funding         funding
data            data
account         account
end             end
```

FigureIII.10 : *le fichier du dictionnaire.*

Les éléments gauches se réfèrent aux noms des variables de grammaire. Les éléments droits réfèrent aux noms des HMMs (introduit par ~h dans les fichiers de description HMM).

Pour compléter la définition des tâches on a besoin de créer le réseau de connexion (qui reliant les 20 mots) par la compilation du fichier grammaire avec l'outil **HParse :**

Syntaxe :

HParse gram.txt reseau.slf

Avec :

grammaire.txt : est le fichier grammaire.

reseau.slf : est le fichier obtenu qui représente le réseau.

Maintenant, notre tâche de reconnaissance, complètement définie par son réseau, son dictionnaire et son ensemble de HMM (les 20 HMMs de la dernière itération), est prête à l'emploi.

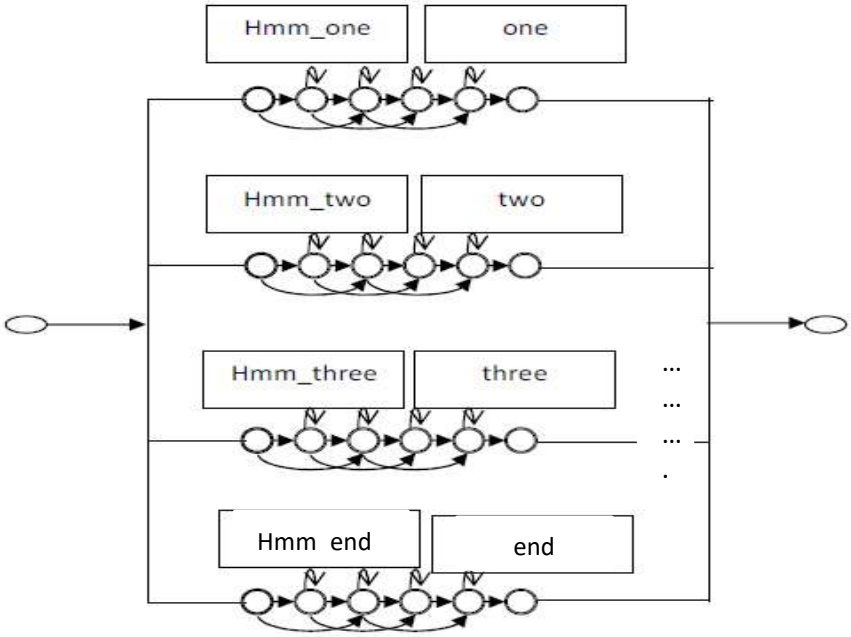


Figure III.11: *le réseau de connexion entre mot*

4.6 . ***Reconnaissance*** *:* elle se fait en invoquant l'outil HVite

L'étape de la reconnaissance est la dernière étape et elle est effectuée avec la ligne de commande suivante :

Syntaxe :

HVite -H hmmsdef.TXT -i reco.mlf -w reseau.slf dictionnaire.TXT hmmlist.TXT -S testlistmfcc.TXT

Avec :

hmmlist.TXT énumère les noms des modelés à utiliser (one,two,three….. , end).chaque élément est séparé par une nouvelle ligne de l'autre élément ; et une nouvelle ligne après le dernier élément.

reseau.slf est le fichier de réseau de connexion obtenue.

dictionnaire.TXT est le dictionnaire.

testlistmfcc.TXT script contenant les noms des fichiers (.mfcc) de test représentant les mots à reconnaitre.

hmmsdef.TXT contient la définition des HMMS. Un tel fichier est simplement obtenu en copiant chaque définition après l'autre dans un fichier unique, sans répéter l'information d'en tête.

La sortie est stockée dans un fichier **reco.mlf** qui contient le fichier de reconnaissance avec la vraisemblance de reconnaissance pour chaque mot.Un exemple d'un fichier est donné dans le cas de la reconnaissance du 20 mot .la reconnaissance du 20 mot a été présentes au système parmi les quelles 17 ont été correctement reconnus et trois seule (la quatrième /la huitième /la neuvième) a été confondue avec les mots (three/seven /eight).

```
#!MLF!#
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.01.rec"
0 8600000 zero -6129.517090
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.02.rec"
0 9400000 one -6472.876465
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.03.rec"
0 9300000 two -6252.444824
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.04.rec"
0 8900000 zero -6529.652344
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.05.rec"
0 9400000 four -6276.298340
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.06.rec"
0 9300000 five -6467.998047
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc/s01.03.07.rec"
0 9500000 six -6570.633301
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.08.rec"
0 9200000 nine -6720.326172
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.09.rec"
0 9700000 zero -6797.471680
```

```
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.10.rec"
0 9000000 nine -6239.034668
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.11.rec"
0 11700000 activation -8683.841797
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.12.rec"
0 10800000 transfert-7729.414551
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.13.rec"
0 10300000 balance -7526.578125
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.14.rec"
0 10700000 payment-7669.210449
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.15.rec"
0 9100000 yes -5727.806152
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.16.rec"
0 8300000 no -5150.838379
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.17.rec"
0 11200000 funding-7897.483398
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.18.rec"
0 11300000 data -8037.832520
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.19.rec"
0 10700000 account -7335.957031
.
"c:/htk/bin.win32/arabokmfcc4/s01.03.20.rec"
0 8300000 end -5146.454590
.
```

Figure III.12 : *un exemple d'un fichier reco.*

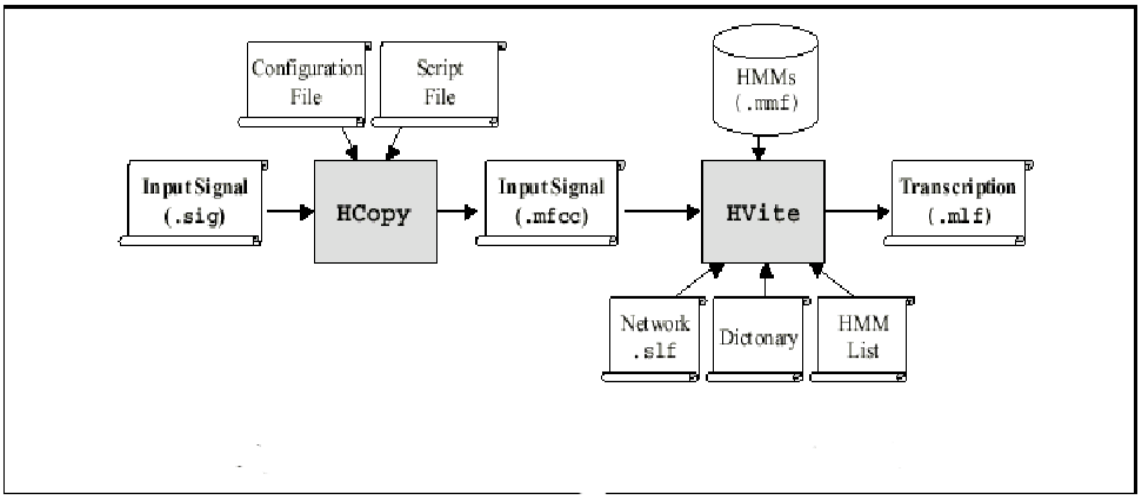


Figure III.13 : *procédure de reconnaissance d'un signal d'entrée inconnu.[11]*

5. Stratégie de l'étude :

La stratégie est la suivante : chaque étape consiste à faire varier les valeurs d'un seul paramètre à la fois et d'observer l'évolution du taux de reconnaissance, la valeur du paramètre ayant donné le meilleur taux de reconnaissance sera retenue pour l'étape ultérieure. Les paramètres en question sont les suivants

- Nombre de canaux du banc de filtre utilisé.
- Utilisation des coefficients MFCC statiques ou dynamiques (vitesse et accélération)
- Utilisation d'une fenêtre de Hamming ou d'une fenêtre rectangulaire
- Nombre de coefficients MFCC

Les résultats obtenus correspondent à deux cas de figure :

- Environnement sans bruit
- Environnement bruité (bruit blanc à différents niveaux 20db 15db 10db 5db et 0db)

6. Résultats et interprétations :

A. Environnement sans bruit :

A.1. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de canaux (type de coefficient MFCC_0_D_A) :

Les résultats sont donnés dans le tableau III.1 :

Nombre de canaux	Taux de reconnaissance %
16	86.14
18	86.83
20	86.60
22	87.00
24	86.75
26	86.85
28	86.85
30	86.80
32	86.82
34	86.25
36	91.24
38	87.90
40	89.64

Tableau III.1 : *les taux de reconnaissance obtenus pour des différents valeurs de nombres de canaux.*

- **Interprétation** :

Pour un nombre de canaux entre 16-34 le taux de reconnaissance reste globalement sans amélioration, la meilleure valeur de reconnaissance est obtenue pour un nombre de canaux égal à 36. Pour un nombre de canaux supérieur à 36 aucune amélioration notable n'est enregistrée ce qui est en accord avec les résultats obtenus en général dans la communauté de recherche dans le domaine qui évoque un nombre de canaux de l'ordre d'une vingtaine à une trentaine.

*A.2. Taux de reconnaissance en fonction du type coefficient (***MFCC_0 MFCC_0_D MFCC_0_D_A) :**

Les résultats sont donnés dans le tableau III.2 :

Type MFCC	MFCC_0 13 Coeff	MFCC_0_D 26 Coeff	MFCC_0_D_A 39 Coeff
Taux de reconnaissance	82.89	83.68	91.24

Tableau III.2 : *les taux de reconnaissance en fonction du type de coefficients.*

- **Interprétation** :

On remarque une nette amélioration en passant des coefficients statiques vers les coefficients dynamiques, les meilleurs résultats étant obtenus lorsqu'on utilise les coefficients accélération (MFCC_0_D_A). Ceci était prévisible puisque les coefficients statiques ne prennent pas en compte l'aspect temporel dynamique du signal de parole. Alors que les coefficients dynamiques prennent en compte le voisinage immédiat de chaque trame du signal. On entend par voisinage immédiat le contexte gauche et droite du son en relation avec la fenêtre en cours.

A.3. Taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage :

Les résultats sont donnés dans le tableau III.3 :

Fenêtrage	Hamming	Aucun
Taux de reconnaissance	91.24	90.24

Tableau III.3 : *les taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage.*

- **Interprétations :**

Une faible augmentation du taux de reconnaissance est obtenue dans le cas d'utilisation de la fenêtre de Hamming. Cependant il faut noter que le type de fenêtre utilisé a engendré quand même un effet sur la reconnaissance. L'explication tient, comme relaté au chapitre1, au fait que la fenêtre rectangulaire possède des lobes secondaires importants par rapport au lobe principal. Ce qui influe négativement sur l'estimation du spectre du signal sur la trame considérée, d'où une dégradation des performances de reconnaissance. La fenêtre de Hamming tente de remédier à

l'inconvénient suscité puisqu'elle contient des lobes secondaires moins importants mais au prix cependant d'un lobe principal plus large. Toute est question donc de compromis.

A.4. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A :

Les résultats sont donnés dans le tableau III.4 :

Nombre de coef	33	39	45	51	57	63
Taux de reconnaissance	89.05	91.24	90.68	90.12	90.24	90.56

Tableau III.4 : *les taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A.*

- **Interprétations :**

Le taux augmente au début puis reste stable sans amélioration. On devrait s'attendre à ce que le taux de reconnaissance s'améliore lorsqu'on augmente le nombre de coefficients MFCC mais un détail important entre en jeux, c'est celui du nombre de paramètres à estimer pour les modèles HMM utilisés. En effet pour un vecteur de 39 coefficients on a besoin d'estimer 39 moyennes et 39 covariances pour chaque état d'un HMM donné ; on en aura besoin d'avantage lorsque le nombre de coefficients augmente. Ceci engendre un problème de sous-apprentissage c'est à dire que l'estimation des paramètres nécessite un volume de données plus important par rapport à ce qui est disponible.

B. ***Environnement bruité (bruit blanc à différents niveaux)*** *:*

B.1. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de canaux : Les résultats sont donnés dans le tableau III.5 :

N-canaux RSB (dB)	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40
0	6.83	6.45	6.02	6.04	5.97	5.69	5.74	5.69	5.72	5.69	5.23	5.24	5.73
5	8.04	7.87	6.30	7.26	6.69	5.93	6.03	60.7	6.05	5.59	14.54	14.47	5.90
10	9.61	10.31	9.59	10.86	10.71	9.19	9.23	9.57	9.43	8.62	25.61	26.06	9.17
15	18.14	18.76	18.81	20.15	20.24	18.31	18.84	18.66	18.68	17.65	36.45	37.58	17.86
20	40.49	41.94	40.57	43.63	42.72	40.63	41.54	40.90	41.07	40.87	57.48	57.98	40.55

Tableau III.5 : *taux de reconnaissance vs nombre de canaux.*

➢ **Interprétation :**

- En se déplaçant sur une colonne (nombre de canaux fixe et RSB variable) on constate que le taux de reconnaissance augmente, ce qui est très logique puisque lorsque le rapport signal sur bruit augmente le signal devient plus net et le système parvient à reconnaitre les mots prononcés.

-En se déplaçant sur une ligne (RSB fixe et nombre de canaux variable) on observe que le meilleur résultat est obtenu pour un nombre de canaux entre 36 et 38. Il semble donc que dans le cas de notre étude, que le nombre optimal du nombre de canaux est entre 36 et 38 puisque c'est le même nombre qu'on a obtenu en l'absence de bruit. Il serait cependant intéressant d'explorer le cas d'autres bases de données.

-L'écart de performances obtenu lorsqu'on utilise 36 à 38 canaux par rapport aux autres montre que ce paramètre est déterminant dans la conception d'un système de reconnaissance.

***B.2. Taux de reconnaissance en fonction du type coefficient (MFCC*_0 MFCC_0_D MFCC_0_D_A) :**

Les résultats sont donnés dans le tableau III.6 :

Type de coef Rsb(dB)	MFCC_0	MFCC_0_D	MFCC_0_D_A
0	7.06	9.83	5.23
5	8.81	14.80	14.54
10	14.06	23.67	25.61
15	23.62	37.54	36.45
20	33.26	55.15	57.48

Tableau III.6 : *les taux de reconnaissance en fonction du type de coefficients.*

- **Interprétation :**

-Mis à part le cas d'un RSB de 0dB (signal noyé dans le bruit), on remarque pour les autres niveaux de bruit la supériorité des coefficients dynamiques par rapport aux coefficients statiques.
-Là encore l'écart de performance obtenu par rapport au cas statique montre l'importance de ce paramètre dans la conception d'un système de reconnaissance.
-On pourrait être tenté d'augmenter le voisinage immédiat d'une fenêtre pour obtenir d'autres coefficients dynamiques mais un autre problème surgira qui est celui de l'augmentation du nombre de paramètres à estimer pendant l'apprentissage. Ce qui, mise à part le problème de complexité accrue, causera un autre problème qui est celui du sous-apprentissage. Ce dernier conduit à la dégradation des performances de reconnaissance de notre système.

B.3. Taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage :

Les résultats sont donnés dans le tableau III.7 :

Fenêtrage SNR (dB)	hamming	Rectangulaire
0	5.23	2.64
5	14.54	9.66
10	25.61	23.66
15	36.45	36.50
20	57.48	57.97

Tableau III.7 : *les taux de reconnaissance en fonction du fenêtrage.*

- **Interprétation :**

Un taux de reconnaissance supérieur est obtenu dans le cas de l'utilisation de la fenêtre de Hamming. Ceci est vrai pour n'importe quel niveau de bruit.

B.4. Taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A :

Les résultats sont donnés dans le tableau III.8 :

Nombre de coeff SNR (dB)	33	39	45	51	57	63
0	7.28	5.23	5.08	6	5.65	6.18
5	6.42	14.54	8.38	11.56	11.62	10
10	8.04	25.61	19.95	22.30	23.24	19.35
15	12.66	36.45	28.43	31.59	33.41	30
20	24.13	57.48	41	46.80	49.85	46.76

Tableau III.8 : *les taux de reconnaissance en fonction du nombre de coefficients MFCC_0_D_A.*

- **Interprétation :**

Le taux augmente au début puis reste sans amélioration. On devrait s'attendre à ce que le taux de reconnaissance s'améliore lorsqu'on augmente le nombre de coefficients mais comme expliqué dans la section (*A-4*) ceci engendre un problème de sous apprentissage conduisant à une stagnation de performances suivie d'une dégradation si le nombre de coefficient devient prohibitif par rapport à la taille de données d'apprentissage.

7. Conclusion :

Ce chapitre expose est une étude de l'effet de certains paramètres de l'étage d'entrée (front end) d'un système de reconnaissance automatique de la parole sur les performances globales du système. A travers cette étude, l'importance majeure d'un certain nombre de paramètres tels que le nombre de canaux du banc de filtres, la nature et le nombre de coefficients cepstraux a été mise en évidence. Pour d'autres paramètres par contre tel que la nature de la fenêtre, l'effet bien que visible reste cependant non déterminant, du moins dans le cas de cette étude.

CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté dans ce mémoire expose l'effet de l'étage d'entrée d'un système de reconnaissance automatique de la parole sur les performances de ce dernier. En effet, aussi performant soit-il, l'étage de décision ne suffit pas à lui seul de fournir des résultats satisfaisants si le signal parole n'est pas correctement traité au niveau de l'étage d'entrée. La contrainte de temps nous a limités à étudier l'effet de certains paramètres comme le nombre de canaux du banc de filtre, le type (statique et dynamique) et le nombre de coefficients utilisés ainsi que l'effet du fenêtrage. Il importe cependant de noter que beaucoup d'autres paramètres peuvent être étudiés comme la topologie du banc de filtre, la méthode d'extraction des paramètres du signal vocal (MFCC, LPC, PLP...), la durée de la fenêtre.

Une autre approche intéressante pouvant être explorée, dans le cadre de perspectives, serait de voir si l'effet de ces paramètres est similaire lorsqu'on change de base de données ou de langage. Aussi, la reconnaissance utilisée ici étant celle de mot isolé, il sera intéressant d'explorer le cas de parole continue.

Le domaine de traitement de la parole est un domaine vaste et pluridisciplinaire, de ce fait nos premiers pas étaient difficiles. Mais avec le temps nous avons découvert que c'est un domaine très intéressant à travers lequel nous avons pu voir l'illustration des techniques qu'on a apprises dans notre cursus d'étude comme le traitement du signal et le codage.

Bibliographie :

[1] Mme AZIB Lamia, Application des Modèles de Markov Cachés et les Modèles de Mélanges de Gaussiennes pour la Classification Phonétique, 91 p. Thèse de magister : Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Oran, université des sciences et de la technologie Mohamed Boudia ,2012.

[2] Julien ALLEGRE, Approche de la reconnaissance automatique de la parole Rapport cycle probatoire, CONSERVATOIRE NATIONAL DES ARTS ET METIERS Centre Régional Languedoc-Roussillon, CNAM, 2003. 23 p.

[3] Boite, Rene et Murat Kunt, Traitement de la parole « Traité d'électricité », Lausanne (Suisse), 1987.240 p.

[4] Junqua, Jean-Claude ET Jean-Paul Haton, Robustness in Automatic Speech Recognition: Fundamentals and Applications. Norwell, 1996. 440 p.

[5] Collectif EVASY - Evaluation des Systèmes de Synthèse de Parole
Campagne d'évaluation EVALDA/TECHNOLANGUE, 2003.

[6] Jean-Paul Haton LORIA-INRIA, La reconnaissance automatique de la parole,Université Henri Poincaré, Nancy 1 Institut Universitaire de France, 2005.80 p.

[7] R. boite, h. bourlard, t. dutoit, j. hancq et h. leich, un bilan des développements récents en traitement automatique de la parole : presses polytechniques universitaires romandes, lausanne, 2000.24 p.

[8] Marc Antoine Beauchamp, Effet du canal sur la reconnaissance automatique de la parole, 94 p Montréal, Comme exigence partielle à l'obtention de la maîtrise en génie électrique m.ing : Montréal, École de technologie supérieure, 2010.

[9] Steve Young Dan Kershaw Julian Odell Dave Ollason Valtcho Valtchev Phil Woodland, the HTK Book, Microsoft Corporation, 1995.277 p.

[10] Niolas Moreau, basic tutorial HTK (v.3.1) : Un Système de Reconnaissance Automatique de la Parole, Ceci est la traduction française par Antoine Chemardinde, 2006.17 p.

[11] Lawrence Rabiner, A tutorial on Hidden Markov Model and Selected Applications in Speech recognition, Proceedings of the IEEE vol.77 n°2, 1989.

[12] Asma Amehraye, Débruitage perceptuel des paroles, 177 p. thèse de doctorat : l'Ecole Nationale Superieure des Télécommunications de Bretagne en habitation conjointe avec l'université de Bretagne sud en cotutelle avec l'université Mohamed-V-agdal de Rabat ,2009.

[13] Abdulrahman Alalshekmubarak and Leslie S. Smith On Improving the Classification Capability of Reservoir Computing for Arabic Speech Recognition in Wermter, S., Weber, C., Duch, W., Honkela, T., Koprinkova-Hristova, P., Magg, S., Palm, G., Villa, A.E.P. (Eds.) , Artificial Neural Networks and Machine Learning-ICANN 2014, 24th International Conference on Artificial Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science 8681, Springer Heidelberg, 2014, pages 225-232.

Annexe

Un fichier HMMs obtenus après la derniers ré-estimations (hmmdef) pour un nombre de coefficients égal à 39 (MFCC_0_D_A), un nombre de canaux 36 et avec la fenêtre de Hamming

(Pour les six premiers mots) :

~o

<STREAMINFO> 1 39

<VECSIZE> 39<NULLD><MFCC_D_A_0>

~h "zero"

<BEGINHMM>

<NUMSTATES> 8

<STATE> 2

<MEAN> 39

-2.358593e+001 3.281386e+000 -6.138205e+000 -4.507891e-001 -6.035892e+000 6.649572e+000 2.308187e+000 1.599322e+001 6.954187e+000 6.473876e+000 -7.338642e-001 -9.805608e-001 6.349811e+001 3.620688e-002 -3.320695e-002 1.746554e-002 7.820451e-002 -1.336361e-002 -1.229634e-001 -2.913781e-002 7.499775e-003 -7.767987e-002 -1.357221e-001 -1.012163e-001 1.056366e-003 3.808116e-002 1.275603e-002 -1.246528e-001 1.247765e-002 1.447694e-001 -4.129609e-002 -5.286133e-002 -4.599664e-002 6.189434e-002 -3.401149e-003 -8.564696e-002 -2.751363e-002 7.177837e-002 7.406131e-002

<VARIANCE> 39

2.552978e+000 4.879222e+000 5.332806e+000 5.566404e+000 7.330430e+000 1.188025e+001 1.297477e+001 1.390670e+001 1.103432e+001 9.556026e+000 1.086794e+001 1.041143e+001 1.026656e+000 1.643957e-001 3.248787e-001 3.450969e-001 5.240804e-001 5.780311e-001 7.060224e-001 7.020673e-001 8.137149e-001 8.314055e-001 8.242531e-001 9.136574e-001 9.555518e-001 7.842007e-002 3.709315e-002 1.203773e-001 7.645890e-002 1.575848e-001 1.296399e-001 1.303294e-001 1.450844e-001 1.610609e-001 1.656149e-001 1.561184e-001 1.776441e-001 2.067939e-001 2.901779e-002

<GCONST> 5.934386e+001

<STATE> 3

<MEAN> 39

-2.316149e+001 -2.880453e+000 -4.832177e+000 6.465277e+000 -9.601726e+000 4.025324e+000 -9.351739e-001 1.741629e+001 4.897428e+000 1.558200e+000 -2.082429e+000 1.304226e+000 6.759171e+001 -7.571361e-001 -2.283629e+000 8.658608e-001 2.217905e+000 -1.750385e+000 -2.137733e-002 -1.179281e+000 1.042490e+000 3.959109e-002 -1.121842e+000 -3.544147e-002 2.675170e-001 1.427161e+000 -3.461723e-001 -2.068770e-001 2.262125e-001 4.761273e-002 -2.921633e-001 2.653802e-001 -1.823719e-001 9.168351e-002 5.921476e-002 -6.671192e-002 1.963520e-001 -1.871218e-001 2.337444e-001

<VARIANCE> 39

9.069624e+000 4.722077e+001 1.592117e+001 4.207734e+001 4.362182e+001 2.187740e+001 4.386678e+001 3.875672e+001 3.258389e+001 3.165117e+001 2.782715e+001 2.323986e+001 1.177759e+001 1.496966e+000 3.245406e+000 1.903551e+000 3.640971e+000 3.449218e+000 2.342698e+000 3.541178e+000 2.782516e+000 2.121176e+000 2.761842e+000 2.637589e+000 2.413756e+000 1.314319e+000 1.926730e-001 5.338616e-001 2.412906e-001 7.012457e-001 4.447351e-001 3.704341e-001 4.790365e-001 4.641048e-001 3.061480e-001 4.094679e-001 3.920893e-001 4.721869e-001 1.353616e-001

<GCONST> 1.130854e+002

<STATE> 4

<MEAN> 39

-3.313011e+001 -1.570885e+001 1.115141e+000 1.357752e+001 -2.107587e+001 7.565474e+000 -7.406285e+000 2.243744e+001
5.988557e+000 -4.444885e+000 7.939036e-001 -1.829970e+000 7.859135e+001 -3.014444e-001 -3.578929e-001 4.888466e-002 -5.881255e-002
-2.582423e-001 2.694623e-001 -3.696776e-001 -7.937396e-002 -7.745653e-002 -2.950556e-001 1.119311e-001 -3.404570e-001 7.256894e-001
7.358784e-001 6.786322e-001 -1.964152e-001 -1.723242e-001 4.936495e-001 -2.525929e-001 1.151276e-001 -3.347451e-001 -1.055004e-001
1.785770e-001 -3.404568e-001 1.668022e-002 -3.273090e-001

<VARIANCE> 39

1.774210e+001 1.150981e+001 2.784227e+001 3.682087e+001 4.062500e+001 3.070478e+001 5.653909e+001 3.355034e+001 4.397577e+001
3.257468e+001 4.888854e+001 2.755204e+001 2.455585e+001 2.859977e+000 1.341316e+000 1.510058e+000 1.450760e+000 2.053145e+000
1.272337e+000 1.665932e+000 1.713166e+000 1.421275e+000 1.453068e+000 2.063676e+000 2.043595e+000 1.062123e+000 4.079842e-001
4.288924e-001 2.447390e-001 4.160536e-001 3.576838e-001 2.381129e-001 4.138260e-001 4.043809e-001 2.626855e-001 3.155796e-001
3.963247e-001 4.489330e-001 7.255825e-002

<GCONST> 1.075235e+002

<STATE> 5

<MEAN> 39

-1.568057e+001 -2.053675e+000 -1.806133e-001 1.320721e+001 -1.437445e+001 1.774281e+000 -1.307976e+001 1.379467e+001
3.740948e+000 -1.583924e+000 -7.275313e+000 -6.188595e+000 7.788843e+001 5.258229e+000 4.691582e+000 -1.326802e-001 -5.905523e-
001 1.932474e+000 -1.998155e+000 -2.724605e+000 -3.092136e+000 -1.557453e-001 1.563630e+000 -2.119467e+000 -2.144355e+000
2.247164e-001 -4.426635e-001 -3.118072e-001 -2.012596e-001 -3.798445e-001 -1.081953e-001 1.736050e-001 -2.536776e-001 8.525380e-002
2.428454e-001 9.716848e-002 3.894149e-001 -1.045486e-001 2.569952e-001

<VARIANCE> 39

1.090602e+002 1.022343e+002 2.818983e+001 2.355032e+001 4.282386e+001 4.835662e+001 8.680842e+001 6.668444e+001 3.798221e+001
4.670633e+001 4.828354e+001 4.867902e+001 2.258116e+001 4.684135e+000 4.473477e+000 4.072662e+000 3.019536e+000 2.515870e+000
3.729478e+000 7.914514e+000 3.769411e+000 3.227146e+000 4.217453e+000 4.122774e+000 3.598188e+000 1.335323e+000 2.232411e+000
2.152409e+000 6.565435e-001 4.003326e-001 4.573615e-001 1.047177e+000 1.792483e+000 1.379317e+000 4.407251e-001 9.735835e-001
9.035000e-001 9.656830e-001 1.846923e-001

<GCONST> 1.366684e+002

<STATE> 6

<MEAN> 39

-9.913205e+000 7.006077e+000 -3.572333e+000 2.674189e+000 -6.075620e+000 5.272439e+000 -1.223106e+001 6.355739e+000
1.250217e+000 -1.833408e+000 -6.177885e+000 -8.510125e+000 7.725481e+001 -3.305429e-001 -1.922204e-002 -1.391406e-001 -3.266018e-
001 2.081337e-001 3.090983e-001 5.303009e-001 -5.997074e-002 -2.360832e-001 -1.093259e-001 1.727963e-001 2.164018e-001 -3.534496e-
001 -8.812819e-002 -3.115166e-002 5.737362e-002 4.874521e-002 -5.257047e-002 -2.068660e-002 8.166237e-002 5.900770e-002 -9.767350e-
003 -1.787826e-002 9.981332e-004 4.026782e-002 -5.356836e-002

<VARIANCE> 39

5.564425e+001 2.646005e+001 3.269493e+001 3.066150e+001 3.715191e+001 6.274405e+001 6.687531e+001 3.781681e+001 4.641305e+001
5.586164e+001 5.847714e+001 3.464791e+001 2.554449e+001 4.642634e+000 2.529759e+000 2.328851e+000 2.144683e+000 2.050130e+000
2.998304e+000 4.644999e+000 2.504906e+000 2.142231e+000 3.841567e+000 3.905402e+000 2.039338e+000 9.702616e-001 7.541607e-001
5.208461e-001 4.649472e-001 3.549636e-001 3.464493e-001 5.253182e-001 9.182649e-001 5.127906e-001 3.982654e-001 6.934985e-001
6.598898e-001 4.166174e-001 1.679318e-001

<GCONST> 1.231257e+002

<STATE> 7

<MEAN> 39

-1.909968e+001 6.673650e+000 -4.769939e+000 -1.011442e-001 -6.343787e+000 4.919279e+000 -2.311364e+000 9.198046e+000 4.487814e-001 1.616213e+000 -4.783071e+000 -3.975571e+000 6.583759e+001 -5.191122e-001 -1.258092e-001 6.906277e-002 -4.074377e-002 -1.422310e-001 -1.128979e-001 3.032703e-001 4.249886e-001 3.403029e-001 2.159472e-001 6.662008e-002 7.966599e-002 -3.628118e-001 5.322751e-002 -5.994451e-002 -5.847889e-002 5.296637e-003 3.032033e-002 7.078595e-002 -2.998574e-002 -2.035268e-002 3.892744e-003 -1.143440e-003 2.523981e-003 -9.075249e-003 7.011252e-002

<VARIANCE> 39

1.402418e+001 1.039774e+001 8.657536e+000 8.652676e+000 1.270895e+001 1.619646e+001 2.092013e+001 2.558558e+001 2.523413e+001 2.266280e+001 2.003456e+001 1.784731e+001 5.812918e+000 1.981786e-001 4.869357e-001 6.570535e-001 5.901957e-001 7.307259e-001 9.149615e-001 9.580609e-001 1.135025e+000 1.134023e+000 1.224842e+000 1.031121e+000 9.491301e-001 1.417949e-001 2.046619e-002 7.985925e-002 9.724908e-002 1.050676e-001 1.116773e-001 1.498265e-001 1.726978e-001 2.018783e-001 2.015649e-001 2.122777e-001 1.796824e-001 1.690729e-001 1.713743e-002

<GCONST> 7.216460e+001

<TRANSP> 8

0.000000e+000 6.496143e-001 3.503856e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 8.659064e-001 1.340937e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 8.064539e-001 1.935461e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 8.733634e-001 1.266366e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 7.907397e-001 2.092604e-001 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.662294e-001 3.377058e-002 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.153459e-001 8.465411e-002

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

<ENDHMM>

~h "one"

<BEGINHMM>

<NUMSTATES> 8

<STATE> 2

<MEAN> 39

-2.449988e+001 3.068901e+000 -6.431975e+000 -1.505571e+000 -7.295599e+000 5.555189e+000 1.305691e+000 1.472098e+001 6.057138e+000 5.942959e+000 -1.706022e+000 -1.887197e+000 6.280740e+001 4.721926e-002 4.611952e-002 3.149893e-002 1.206676e-002 1.332249e-002 -3.968061e-002 -7.351395e-002 -8.458923e-002 -5.648711e-003 8.235887e-003 1.019642e-002 1.259226e-002 2.998029e-002 2.753584e-002 2.825824e-002 3.727758e-002 4.610453e-002 3.645350e-002 3.744284e-002 1.437818e-002 1.156146e-002 8.128042e-003 9.678130e-003 1.683815e-002 1.618183e-002 1.318235e-002

<VARIANCE> 39

2.230263e+000 4.311467e+000 4.168515e+000 4.032253e+000 5.746483e+000 6.912508e+000 1.054833e+001 1.250244e+001 9.965298e+000 8.558033e+000 9.214179e+000 8.853368e+000 5.619429e-001 7.503285e-002 2.103704e-001 2.620501e-001 3.651920e-001 5.446056e-001 5.514709e-001 7.086269e-001 8.665875e-001 7.709281e-001 8.230410e-001 9.245553e-001 9.417277e-001 2.843238e-002 1.770376e-002 4.361437e-002 5.841809e-002 7.641056e-002 1.100962e-001 1.017699e-001 1.241084e-001 1.573976e-001 1.445810e-001 1.567645e-001 1.668186e-001 1.771297e-001 5.836336e-003

<GCONST> 4.780068e+001

<STATE> 3

<MEAN> 39

-2.304418e+001 3.302710e+000 -5.463060e+000 -3.370178e-001 -6.722255e+000 5.458521e+000 -3.649256e-001 1.303769e+001 5.307699e+000 5.496229e+000 -9.284993e-001 -1.690390e+000 6.433969e+001 3.328507e-001 4.501783e-001 5.206081e-001 4.338841e-001 3.336377e-001 1.917743e-001 -1.390190e-001 -1.891015e-001 -1.073687e-001 -7.098275e-002 1.176017e-002 -9.406152e-002 1.548246e-001 3.675222e-001 4.021862e-001 3.677049e-001 3.046018e-001 1.347689e-001 -6.461553e-002 -2.810751e-001 -2.873522e-001 -2.050624e-001 -1.566901e-001 -1.445452e-001 -7.857002e-002 1.706691e-001

<VARIANCE> 39

7.696860e+000 9.428535e+000 1.126131e+001 1.066965e+001 9.294613e+000 1.481813e+001 2.243025e+001 3.136097e+001 2.266203e+001 1.289921e+001 1.570060e+001 1.335699e+001 5.555124e+000 5.725626e-001 1.043193e+000 1.093756e+000 1.095978e+000 9.334967e-001 1.326875e+000 1.491013e+000 1.683546e+000 1.679286e+000 1.398218e+000 1.156794e+000 1.150778e+000 3.070301e-001 2.271223e-001 3.277777e-001 3.026283e-001 2.700738e-001 1.787834e-001 3.082518e-001 4.581432e-001 4.727027e-001 4.111119e-001 3.440519e-001 2.744980e-001 2.518125e-001 9.260868e-002

<GCONST> 8.919185e+001

<STATE> 4

<MEAN> 39

-2.038549e+001 7.799349e+000 -1.155944e+000 3.541242e+000 -3.674179e+000 7.446257e+000 4.032578e-001 1.282905e+001 4.210108e+000 3.831680e+000 -3.395354e+000 -3.137387e+000 6.481701e+001 3.260071e+000 3.436786e+000 3.037273e+000 2.361385e+000 7.648876e-001 -1.176791e+000 -3.230596e+000 -3.259576e+000 -2.123803e+000 -1.248646e+000 -9.853834e-001 -6.469159e-001 1.554027e+000 6.769493e-001 3.545697e-001 1.874985e-002 -5.913730e-002 -3.752836e-001 -8.666993e-001 -1.362783e+000 -1.039594e+000 -3.919901e-001 6.605403e-002 6.174066e-002 3.160047e-002 4.098339e-001

<VARIANCE> 39

1.208681e+001 1.893351e+001 2.200293e+001 1.868784e+001 1.105419e+001 9.482170e+000 1.848866e+001 2.461528e+001 2.077591e+001 1.859826e+001 1.678041e+001 1.422851e+001 3.288005e+000 1.115741e+000 8.379682e-001 1.010042e+000 9.893121e-001 1.417602e+000 2.406009e+000 4.225576e+000 3.121657e+000 1.668085e+000 2.049566e+000 1.404861e+000 1.291774e+000 4.249382e-001 2.249585e-001 4.207366e-001 5.355256e-001 3.280692e-001 2.336873e-001 2.074422e-001 4.132929e-001 5.076753e-001 4.128923e-001 4.839952e-001 3.040430e-001 2.713289e-001 6.350687e-002

<GCONST> 9.568590e+001

<STATE> 5

<MEAN> 39

-8.233179e+000 1.706839e+001 4.564231e+000 7.371264e+000 -5.144731e+000 -1.963079e+000 -1.768307e+001 -1.935359e+000 -2.587756e+000 2.540062e+000 -3.473263e+000 -3.402883e+000 7.176243e+001 1.858420e+000 3.977225e-001 -6.056208e-001 -2.286969e-001 -7.278973e-001 -1.640813e+000 -3.150462e+000 -1.648911e+000 8.700936e-002 9.516746e-001 5.296096e-001 3.488394e-001 1.377775e+000 -3.855283e-001 -6.513746e-001 -7.072990e-001 -4.491285e-001 -1.928523e-001 2.118934e-001 4.570936e-001 7.129332e-001 5.325453e-001 3.447905e-001 1.657068e-001 1.378170e-001 -8.319596e-002

<VARIANCE> 39

1.486722e+001 7.595293e+000 1.709312e+001 1.801531e+001 2.083297e+001 2.417379e+001 5.115011e+001 2.751651e+001 2.636193e+001 3.303590e+001 2.238738e+001 2.005742e+001 9.405795e+000 1.577025e+000 2.388709e+000 2.901441e+000 1.378018e+000 1.494018e+000 1.763833e+000 4.181157e+000 4.266584e+000 2.754834e+000 2.428506e+000 1.579493e+000 1.672988e+000 5.755171e-001 1.672818e-001 2.363160e-001 2.810072e-001 1.844850e-001 2.567156e-001 3.020250e-001 5.234482e-001 4.314340e-001 2.743427e-001 3.148032e-001 2.605123e-001 2.210396e-001 5.341455e-002

<GCONST> 1.011369e+002

<STATE> 6

<MEAN> 39

-1.505836e+000 1.015103e+001 -9.794390e+000 -4.806132e-001 -1.307327e+001 -5.273100e+000 -2.521387e+001 4.098776e+000 6.005246e+000 1.081977e+001 -7.238624e-001 -6.859457e-001 8.025385e+001 1.308601e-001 -6.099020e-001 -9.610708e-001 -7.091662e-001 -5.656570e-001 3.675322e-001 6.673694e-001 1.184668e+000 4.987640e-001 7.198940e-004 6.674296e-003 2.401689e-001 4.273455e-001 -1.753039e-001 2.683583e-002 2.004164e-001 8.119898e-002 9.826818e-002 1.653142e-001 3.656383e-001 3.657424e-002 -1.599126e-001 -2.233754e-001 2.846492e-003 4.782834e-002 -1.571756e-001

<VARIANCE> 39

8.741683e+000 1.616754e+001 4.241545e+001 3.434676e+001 3.428646e+001 4.025629e+001 5.813436e+001 7.012312e+001 4.498162e+001 6.326990e+001 5.086092e+001 5.520800e+001 1.763158e+001 3.431763e-001 4.931138e-001 1.475029e+000 8.013306e-001 1.077690e+000 1.278113e+000 2.710785e+000 1.469034e+000 1.231267e+000 1.944778e+000 1.336885e+000 1.320876e+000 3.839574e-001 3.680962e-002 8.372129e-002 1.402276e-001 1.173028e-001 1.585128e-001 1.998537e-001 2.826975e-001 2.699161e-001 1.802583e-001 2.197542e-001 2.454074e-001 2.435847e-001 2.562668e-002

<GCONST> 9.317154e+001

<STATE> 7

<MEAN> 39

-1.262335e+001 5.101260e+000 -7.674486e+000 7.198395e-001 -6.741391e+000 7.115902e+000 -5.973366e+000 8.479390e+000 -2.214412e+000 -2.578787e+000 -5.557805e+000 -1.107791e+000 7.264307e+001 -4.998652e-001 -6.837774e-002 2.274749e-001 1.433261e-001 2.510740e-001 1.858482e-001 4.257986e-001 -3.076800e-003 -1.668681e-001 -2.124531e-001 -1.276990e-001 -1.450845e-001 -4.270207e-001 2.541303e-002 1.250772e-002 -1.565116e-002 8.987867e-005 -4.985548e-003 -3.457301e-002 -6.968475e-002 -1.512161e-002 2.473023e-002 4.337673e-002 -7.659321e-003 -2.359152e-002 1.431800e-002

<VARIANCE> 39

4.353289e+001 3.482418e+001 5.487971e+001 3.547902e+001 4.094980e+001 4.044493e+001 4.411966e+001 3.388922e+001 4.115239e+001 4.826385e+001 5.110487e+001 4.653335e+001 4.382850e+001 1.148005e+000 2.236354e+000 2.373593e+000 1.495605e+000 1.797940e+000 2.091877e+000 2.819021e+000 2.074023e+000 2.202562e+000 2.727103e+000 2.732173e+000 2.193898e+000 8.948528e-001 1.461057e-001 3.097897e-001 3.878671e-001 2.436484e-001 2.749097e-001 3.211008e-001 4.938971e-001 3.659823e-001 3.363202e-001 4.104932e-001 4.380922e-001 3.315517e-001 1.295305e-001

<GCONST> 1.136731e+002

<TRANSP> 8

0.000000e+000 8.398855e-001 1.601145e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 8.675728e-001 1.324271e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 7.685868e-001 2.261258e-001 5.287394e-003 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 5.632687e-001 4.367314e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 8.273116e-001 1.726884e-001 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.197956e-001 8.020446e-002 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.730021e-001 2.699791e-002

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

<ENDHMM>

~h "two"

<BEGINHMM>

<NUMSTATES> 8

<STATE> 2

<MEAN> 39

-2.474762e+001 2.576058e+000 -6.770576e+000 -1.584846e+000 -7.160464e+000 6.027205e+000 1.620552e+000 1.473200e+001
6.057899e+000 5.844506e+000 -1.983736e+000 -2.180943e+000 6.280022e+001 1.276001e-002 -8.594277e-004 4.321820e-002 6.443895e-002
-8.328727e-003 6.872849e-002 3.204708e-002 4.547825e-002 1.255891e-002 1.002345e-002 2.688367e-002 7.239741e-002 1.019201e-002
2.110049e-002 -1.007341e-003 3.195001e-002 4.890488e-002 4.002564e-002 4.963331e-002 5.766547e-004 -2.497792e-002 -1.514538e-002 -
3.756671e-002 -2.547024e-002 6.183621e-003 2.609650e-002

<VARIANCE> 39

2.085884e+000 3.652168e+000 3.249058e+000 3.401224e+000 4.751518e+000 7.795149e+000 1.093577e+001 1.405825e+001 1.201539e+001
8.709987e+000 9.112680e+000 9.833643e+000 8.328617e-001 9.736042e-002 2.431356e-001 2.576572e-001 3.304350e-001 5.345738e-001
5.996318e-001 6.872366e-001 6.671113e-001 8.501285e-001 8.539849e-001 9.378356e-001 9.372805e-001 4.886992e-002 2.134139e-002
4.480020e-002 5.225203e-002 6.350708e-002 9.829434e-002 1.168750e-001 1.314982e-001 1.410711e-001 1.601837e-001 1.574997e-001
1.798233e-001 1.574813e-001 9.043788e-003

<GCONST> 4.906409e+001

<STATE> 3

<MEAN> 39

-2.369180e+001 -3.368756e-001 -5.090014e+000 1.332492e+000 -6.661549e+000 7.436700e+000 3.251356e-001 1.397448e+001
3.880685e+000 1.299669e+000 -8.501126e-001 -1.565466e+000 6.675379e+001 3.833329e-001 1.766593e-001 4.398991e-001 5.397484e-001
4.693677e-001 4.717825e-001 -8.476906e-002 -3.225748e-001 -4.473260e-001 -5.055087e-001 -1.203790e-001 -2.590374e-001 4.521013e-001
3.378928e-001 2.485980e-001 1.325293e-001 2.054937e-001 2.218976e-001 1.303661e-001 -1.130485e-001 -2.690690e-001 -2.992171e-001 -
2.429285e-001 -2.336132e-001 -7.478743e-002 1.729914e-001

<VARIANCE> 39

1.197726e+001 2.460377e+001 1.163636e+001 1.521012e+001 1.314041e+001 1.715808e+001 1.572142e+001 2.218905e+001 2.249281e+001
2.813795e+001 2.313173e+001 1.740532e+001 1.247384e+001 1.910853e+000 2.505952e+000 1.425305e+000 1.766029e+000 2.166298e+000
2.030770e+000 1.850362e+000 2.842157e+000 3.244474e+000 3.344251e+000 2.951074e+000 1.562378e+000 8.022317e-001 2.524036e-001
2.607580e-001 2.336392e-001 3.162138e-001 3.182215e-001 3.356490e-001 3.761228e-001 4.804399e-001 5.537066e-001 5.779928e-001
4.069704e-001 3.020638e-001 1.664761e-001

<GCONST> 1.038047e+002

<STATE> 4

<MEAN> 39

-1.975715e+001 7.981196e-001 -7.931449e-001 5.889580e+000 -2.841743e+000 1.088192e+001 -2.666088e+000 9.570445e+000 -
1.376694e+000 -6.050890e+000 -2.150949e+000 -3.808027e+000 7.425024e+001 7.581743e-001 4.696962e-001 2.861236e-001 4.696704e-001
3.933858e-001 3.450046e-001 -3.812417e-002 -2.236917e-001 -3.846330e-001 -2.836460e-001 -2.103162e-001 8.913037e-003 4.052843e-001
1.059792e-001 1.630853e-001 -4.524316e-002 -6.765442e-002 5.627900e-002 3.219562e-002 4.193866e-002 -2.496231e-002 1.174476e-002
1.216760e-001 -3.189495e-002 4.585227e-003 -5.936358e-002

<VARIANCE> 39

5.369149e+001 3.745589e+001 2.327166e+001 4.304329e+001 4.537148e+001 4.441473e+001 4.438166e+001 5.291131e+001 4.927676e+001
4.387292e+001 5.908626e+001 2.980390e+001 2.744450e+001 7.465033e+000 4.928604e+000 2.450847e+000 4.422418e+000 4.628146e+000
4.378570e+000 3.866581e+000 4.919809e+000 5.301605e+000 4.089132e+000 5.656108e+000 3.115011e+000 2.145037e+000 8.943264e-001
5.786805e-001 4.794503e-001 6.734697e-001 7.265282e-001 7.098719e-001 7.862494e-001 8.890786e-001 8.480887e-001 6.984423e-001
8.779744e-001 6.177667e-001 3.171141e-001

<GCONST> 1.335857e+002

<STATE> 5

<MEAN> 39

-7.100705e+000 1.010717e+001 -2.519488e+000 7.360445e+000 1.800089e+000 1.537565e+001 -5.204295e+000 4.963224e+000 -4.531507e+000 -3.923043e+000 -8.050970e+000 -4.146239e+000 7.587313e+001 8.759772e-001 -3.458499e-002 -9.316480e-001 -8.584864e-001 -6.010999e-001 -1.059108e-001 -1.205344e+000 -5.186391e-001 6.931284e-002 6.042786e-002 -5.640361e-001 -2.902119e-001 8.262612e-001 -2.831879e-001 -3.677211e-001 -1.797675e-001 -2.248893e-001 -4.302809e-001 -2.641183e-001 -7.420830e-002 2.276077e-001 2.753352e-001 1.393266e-001 1.489362e-001 5.736698e-002 -5.008596e-004

<VARIANCE> 39

1.350642e+001 1.469914e+001 3.490997e+001 2.724661e+001 4.055066e+001 3.771206e+001 8.570271e+001 3.945462e+001 2.957801e+001 3.770039e+001 3.844126e+001 3.055584e+001 2.391002e+001 1.429720e+000 2.444722e+000 1.928679e+000 2.341337e+000 5.322721e+000 2.737288e+000 4.937819e+000 3.172119e+000 3.304398e+000 3.554823e+000 2.792798e+000 2.516111e+000 1.218484e+000 2.049579e-001 4.338353e-001 3.649878e-001 4.058143e-001 7.572013e-001 4.318029e-001 9.151093e-001 5.267473e-001 5.263755e-001 6.233449e-001 5.031922e-001 4.628274e-001 1.857662e-001

<GCONST> 1.189120e+002

<STATE> 6

<MEAN> 39

-3.824311e+000 8.314845e+000 -9.355740e+000 -9.528256e-001 -9.133445e+000 8.372274e+000 -9.625281e+000 8.569205e+000 4.746843e-001 -2.058738e-001 -9.953936e+000 -5.966599e+000 7.943760e+001 -1.992391e-001 2.330955e-001 2.514811e-001 9.442836e-002 1.114896e-001 -1.759249e-001 4.690234e-001 2.287784e-001 2.013720e-002 5.380299e-002 1.140388e-001 5.602312e-002 -3.918379e-001 -7.707235e-002 3.212697e-002 8.882277e-002 7.117815e-002 9.551051e-002 3.980259e-002 7.925691e-002 -3.566284e-006 -2.263578e-002 -1.678442e-002 2.729855e-002 2.250238e-003 -8.227282e-002

<VARIANCE> 39

1.317304e+001 1.573529e+001 3.712543e+001 3.530207e+001 5.757178e+001 5.573566e+001 5.585469e+001 4.039412e+001 4.382269e+001 5.645004e+001 4.161995e+001 3.783239e+001 2.166743e+001 3.618878e-001 4.434269e-001 9.480352e-001 1.034331e+000 1.975263e+000 1.403254e+000 1.666153e+000 1.393123e+000 1.299734e+000 1.770998e+000 1.419007e+000 1.211033e+000 4.704700e-001 2.957176e-002 6.980652e-002 1.028668e-001 1.467473e-001 2.660089e-001 1.993429e-001 2.365556e-001 2.228436e-001 2.172963e-001 2.825217e-001 2.398846e-001 2.088159e-001 4.071908e-002

<GCONST> 9.362752e+001

<STATE> 7

<MEAN> 39

-1.747067e+001 8.925969e+000 -2.668969e+000 1.808932e+000 -4.717334e+000 6.897243e+000 4.633838e-001 1.186049e+001 1.411545e+000 9.034742e-001 -6.157942e+000 -4.816780e+000 6.633396e+001 -7.330782e-001 -3.972819e-001 -1.014189e-001 -1.844390e-001 -1.963363e-001 -1.393259e-001 9.740096e-002 1.875425e-001 2.912653e-001 2.595809e-001 1.691452e-001 -2.049766e-002 -4.203910e-001 5.936781e-002 -2.544973e-002 -5.832287e-002 -3.065359e-002 -1.943383e-002 1.649137e-002 -3.563898e-002 -3.345040e-003 9.040871e-003 -8.016247e-003 -2.041614e-002 -2.384636e-003 5.876734e-002

<VARIANCE> 39

2.045013e+001 1.243739e+001 9.306537e+000 1.229261e+001 1.328878e+001 1.449535e+001 1.463996e+001 1.724993e+001 1.863118e+001 1.734737e+001 1.621842e+001 1.455421e+001 6.677275e+000 3.160169e-001 3.129911e-001 4.774004e-001 5.906345e-001 8.067298e-001 8.744910e-001 9.475898e-001 9.967790e-001 9.805197e-001 9.773600e-001 1.081994e+000 1.007802e+000 1.445527e-001 2.590873e-002 5.649174e-002 8.603834e-002 1.023292e-001 1.384582e-001 1.482436e-001 1.835126e-001 1.847268e-001 1.794615e-001 1.839283e-001 1.943313e-001 1.693961e-001 1.293496e-002

<GCONST> 7.031106e+001

<TRANSP> 8

0.000000e+000 4.997183e-001 5.002817e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 8.781663e-001 1.218338e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 8.298368e-001 1.604394e-001 9.723751e-003 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.111997e-001 8.880024e-002 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 8.899654e-001 1.100347e-001 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.537926e-001 4.620742e-002 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.394825e-001 6.051755e-002

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

<ENDHMM>

~h "three"

<BEGINHMM>

<NUMSTATES> 8

<STATE> 2

<MEAN> 39

-2.441967e+001 3.030970e+000 -6.523907e+000 -1.535965e+000 -7.305047e+000 6.031526e+000 2.172220e+000 1.571938e+001 6.496422e+000 5.673228e+000 -2.077329e+000 -2.435934e+000 6.286328e+001 -1.380968e-003 -1.704807e-001 -2.040024e-002 5.661155e-002 -3.915834e-002 -3.841348e-002 -8.057110e-002 8.322204e-003 -1.068160e-002 -7.146326e-002 9.323566e-002 6.436463e-002 8.137593e-002 1.769373e-002 -4.314577e-002 1.699680e-002 3.921016e-002 8.906341e-003 3.073140e-003 -2.715463e-002 -4.025890e-002 -6.581077e-002 -9.614310e-002 -1.342064e-002 1.988845e-002 4.829462e-002

<VARIANCE> 39

2.137287e+000 3.922578e+000 3.465092e+000 4.298532e+000 4.854304e+000 6.782287e+000 8.966548e+000 9.400341e+000 8.925990e+000 7.677188e+000 8.751108e+000 8.875439e+000 6.798704e-001 8.417981e-002 2.336224e-001 2.782964e-001 4.337348e-001 5.365101e-001 6.590790e-001 7.963479e-001 8.525429e-001 9.220837e-001 8.673818e-001 8.649089e-001 9.323627e-001 4.186893e-002 1.840115e-002 4.503880e-002 4.843112e-002 7.947551e-002 9.372088e-002 1.221792e-001 1.463032e-001 1.515838e-001 1.531016e-001 1.416374e-001 1.595544e-001 1.696040e-001 1.011930e-002

<GCONST> 4.857695e+001

<STATE> 3

<MEAN> 39

-2.436328e+001 -5.568992e-001 -6.446448e+000 6.413870e-002 -7.556084e+000 5.942523e+000 4.818954e-002 1.409079e+001 4.701867e+000 2.851958e+000 -7.749853e-001 -1.387574e+000 6.532327e+001 8.220454e-002 -5.973583e-001 1.477733e-001 2.265470e-001 -1.794544e-001 1.144770e-001 -3.719879e-001 -2.472208e-001 -3.453270e-001 -6.980665e-001 2.119839e-001 3.292507e-002 6.230805e-001 1.964778e-001 1.794239e-001 6.076407e-002 -1.612025e-002 1.764842e-002 1.751833e-002 -6.301852e-002 -1.157018e-001 -5.029881e-002 -5.507492e-002 -1.190357e-001 -3.018309e-002 1.339552e-001

<VARIANCE> 39

7.338366e+000 1.581818e+001 7.132311e+000 1.107663e+001 1.074676e+001 1.515282e+001 1.617628e+001 1.956421e+001 1.786074e+001 1.700487e+001 1.842429e+001 1.580057e+001 6.464406e+000 6.342360e-001 1.017545e+000 6.425033e-001 1.188437e+000 1.117118e+000 1.423804e+000 1.238902e+000 1.506028e+000 1.730120e+000 1.581714e+000 1.509717e+000 1.420921e+000 3.780055e-001 1.831516e-001 2.823151e-001 1.471875e-001 2.116652e-001 1.970621e-001 2.850824e-001 2.771019e-001 3.467114e-001 3.339242e-001 2.973954e-001 3.059741e-001 2.489513e-001 7.597093e-002

<GCONST> 8.696980e+001

<STATE> 4

<MEAN> 39

-2.178804e+001 -1.662444e+000 -5.321610e+000 1.426562e+000 -7.930329e+000 8.002219e+000 -1.043708e+000 1.198542e+001
2.312654e+000 -6.581776e-001 -1.053984e+000 -8.073432e-001 7.035253e+001 2.395261e+000 1.615398e+000 5.522603e-001 5.627608e-001
3.641070e-001 2.953368e-001 -1.009405e+000 -1.084172e+000 -9.567859e-001 -9.081291e-001 -1.280285e+000 -2.901546e-001
1.337976e+000 6.835071e-001 4.131870e-001 -9.936187e-002 5.065861e-003 2.414417e-002 -4.399706e-002 -4.839321e-001 -1.765134e-001 -
8.322509e-002 -6.209905e-002 -3.723136e-001 -1.555669e-001 3.349901e-001

<VARIANCE> 39

2.295632e+001 3.519010e+001 1.547337e+001 2.051157e+001 2.066989e+001 3.465136e+001 2.953149e+001 2.407663e+001 3.055913e+001
2.559756e+001 3.030008e+001 2.170547e+001 2.108136e+001 4.517643e+000 4.543893e+000 2.070889e+000 2.348596e+000 2.139462e+000
2.420461e+000 4.087680e+000 3.032530e+000 2.958984e+000 2.805901e+000 3.305589e+000 2.467174e+000 1.650137e+000 3.997013e-001
5.865821e-001 4.454233e-001 4.547409e-001 4.728425e-001 4.434716e-001 6.988255e-001 4.936378e-001 5.216366e-001 4.793933e-001
4.706566e-001 3.933660e-001 2.907169e-001

<GCONST> 1.169715e+002

<STATE> 5

<MEAN> 39

-5.878103e+000 8.561094e+000 -5.555052e+000 2.081598e+000 -7.054425e+000 6.915066e+000 -1.131379e+001 5.509746e+000 -
2.584610e+000 -5.368113e+000 -1.082864e+001 -4.313317e+000 7.793570e+001 2.812633e+000 4.561990e-001 -1.428308e+000 -4.900861e-
001 -6.072021e-001 -4.337215e-001 -2.889454e+000 -1.052091e+000 -5.807906e-001 -6.438817e-001 -1.613511e+000 -4.956935e-001
2.334051e+000 -1.052540e+000 -8.073745e-001 -3.061779e-001 -1.982121e-001 -1.059884e-001 -2.285530e-003 5.518143e-001 4.870958e-001
4.218189e-001 4.629406e-001 5.656515e-001 1.305639e-001 -5.364827e-001

<VARIANCE> 39

1.601866e+001 1.065407e+001 3.533300e+001 2.214203e+001 2.397043e+001 3.818008e+001 3.462481e+001 2.724616e+001 3.351741e+001
3.281862e+001 2.726435e+001 3.156014e+001 1.684357e+001 3.083834e+000 2.538906e+000 2.310480e+000 1.583515e+000 2.016510e+000
2.392547e+000 2.773329e+000 2.776176e+000 2.445019e+000 2.974790e+000 3.283397e+000 2.288402e+000 1.153740e+000 2.120388e-001
3.512660e-001 6.506575e-001 3.686656e-001 4.502081e-001 3.957626e-001 6.365489e-001 3.556169e-001 3.741703e-001 3.868485e-001
4.868437e-001 4.186152e-001 2.670130e-001

<GCONST> 1.127669e+002

<STATE> 6

<MEAN> 39

-6.731132e+000 7.188098e+000 -7.450413e+000 -5.855259e-001 -1.098776e+001 3.986755e+000 -1.166959e+001 8.640138e+000
1.330537e+000 -8.596974e-001 -7.077605e+000 -3.747340e+000 7.824554e+001 -1.760066e-001 3.700126e-002 6.288540e-002 -6.244294e-002
-3.451019e-002 -7.400156e-002 2.199454e-001 1.235304e-001 1.238224e-001 1.623958e-001 1.562081e-001 6.151200e-002 -2.145337e-001 -
4.608401e-002 -1.630854e-003 1.750021e-002 8.785002e-004 5.402187e-003 -5.990655e-003 3.369782e-002 -4.878887e-004 -9.544478e-003
2.704077e-003 1.587499e-002 9.043498e-003 -4.201462e-002

<VARIANCE> 39

4.079929e+001 1.650666e+001 4.349549e+001 2.694649e+001 3.873460e+001 4.835810e+001 5.807712e+001 3.873333e+001 4.355439e+001
4.983816e+001 5.343368e+001 4.270945e+001 2.733363e+001 2.241247e+000 1.240499e+000 1.930614e+000 1.547967e+000 2.226741e+000
2.047810e+000 3.172223e+000 1.933762e+000 1.856521e+000 2.191188e+000 2.717286e+000 2.322126e+000 1.043811e+000 2.848670e-001
2.341541e-001 2.981579e-001 2.918581e-001 4.046045e-001 3.669395e-001 5.793074e-001 3.549217e-001 3.238005e-001 3.755183e-001
4.672622e-001 4.306511e-001 1.663471e-001

<GCONST> 1.138281e+002

<STATE> 7

<MEAN> 39

-1.851110e+001 7.034116e+000 -5.063071e+000 -1.655702e+000 -9.092769e+000 2.880580e+000 -2.289197e+000 1.130282e+001
2.808268e+000 2.905276e+000 -3.811859e+000 -2.312206e+000 6.608802e+001 -6.622701e-001 -2.368927e-001 1.029074e-002 2.843565e-002
1.270703e-001 3.849035e-002 1.487053e-001 3.649127e-003 -4.477794e-002 7.929304e-002 4.903213e-002 -1.102307e-001 -4.358619e-001
7.499216e-002 1.348225e-002 1.537329e-002 3.381574e-002 1.018205e-002 4.167580e-002 -2.076374e-002 1.971945e-002 3.016236e-002 -
6.211890e-003 -1.282505e-002 -1.157810e-003 6.728966e-002

<VARIANCE> 39

1.301020e+001 6.744806e+000 6.010605e+000 7.510670e+000 1.042530e+001 1.510686e+001 1.449464e+001 1.612916e+001 1.671433e+001 1.516355e+001 1.417247e+001 1.243825e+001 5.499234e+000 2.522396e-001 3.428752e-001 5.056376e-001 5.555620e-001 6.828616e-001 9.459354e-001 9.811810e-001 1.093688e+000 1.003458e+000 9.223665e-001 1.089029e+000 9.936700e-001 1.474047e-001 2.179551e-002 5.826214e-002 8.937565e-002 9.235165e-002 1.211991e-001 1.506257e-001 1.853944e-001 1.854215e-001 1.804745e-001 1.711942e-001 2.055718e-001 1.824184e-001 1.273860e-002

<GCONST> 6.692701e+001

<TRANSP> 8

0.000000e+000 7.382954e-001 2.617047e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 8.512217e-001 1.487783e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 7.776425e-001 2.223575e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 7.796224e-001 2.203776e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 6.641898e-001 3.358102e-001 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.779488e-001 2.205115e-002 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.217872e-001 7.821278e-002

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

<ENDHMM>

~h "four"

<BEGINHMM>

<NUMSTATES> 8

<STATE> 2

<MEAN> 39

-2.431033e+001 3.131048e+000 -6.386301e+000 -1.405977e+000 -7.242313e+000 6.329730e+000 2.450203e+000 1.584188e+001 6.821689e+000 6.446808e+000 -1.546697e+000 -2.008218e+000 6.291886e+001 1.654949e-002 3.587684e-002 4.836358e-002 -2.284377e-002 -5.383771e-002 -5.280079e-002 -9.250628e-002 -5.268379e-002 -1.418956e-002 -4.463976e-002 2.548235e-002 3.845311e-002 2.327892e-002 4.439510e-002 1.470182e-002 3.132861e-003 -1.100157e-002 -4.341948e-002 -4.953065e-002 -5.504238e-002 -2.078380e-002 1.355488e-002 2.691624e-002 3.540581e-002 1.080815e-002 3.206243e-002

<VARIANCE> 39

2.793347e+000 5.119177e+000 4.642779e+000 6.134662e+000 9.356202e+000 9.528529e+000 1.331495e+001 1.485767e+001 1.217872e+001 1.018255e+001 1.167628e+001 1.090926e+001 1.065826e+000 9.930184e-002 2.749878e-001 2.763883e-001 4.062809e-001 6.156293e-001 6.040003e-001 7.156515e-001 7.696887e-001 8.278102e-001 8.629684e-001 9.296216e-001 9.464036e-001 4.679126e-002 2.692680e-002 5.592187e-002 5.360369e-002 7.288177e-002 1.116378e-001 1.321164e-001 1.537688e-001 1.451309e-001 1.480670e-001 1.482550e-001 1.602790e-001 1.740533e-001 1.164410e-002

<GCONST> 5.438277e+001

<STATE> 3

<MEAN> 39

-2.288149e+001 2.656714e+000 -6.355343e+000 -1.718394e+000 -8.588819e+000 4.703310e+000 -6.577601e-001 1.452571e+001 6.790677e+000 5.337973e+000 -1.522473e+000 -2.384454e+000 6.479456e+001 1.559159e+000 6.611442e-001 7.942726e-002 -1.511622e-002 -7.071077e-001 -1.024633e+000 -1.459593e+000 -4.642826e-001 9.756026e-002 8.342661e-002 -8.906960e-003 8.471648e-002 1.054013e+000 5.898225e-001 1.884930e-001 -1.335254e-001 -5.306839e-002 -1.623245e-001 -3.136600e-001 -5.725856e-001 -9.872525e-002 2.041710e-002 -2.293202e-002 -4.790935e-002 1.071200e-002 4.351425e-001

<VARIANCE> 39

1.245931e+001 1.666469e+001 1.114278e+001 1.023161e+001 1.726335e+001 1.813085e+001 2.227721e+001 1.810345e+001 1.715405e+001 2.167308e+001 1.834309e+001 1.773359e+001 7.561914e+000 3.844412e+000 1.845417e+000 1.344005e+000 1.382079e+000 2.259332e+000 3.286378e+000 5.405605e+000 2.551636e+000 2.186238e+000 2.609363e+000 2.162233e+000 2.231451e+000 2.064454e+000 4.209465e-001 2.751068e-001 2.787541e-001 2.358851e-001 3.564590e-001 4.674489e-001 7.274501e-001 4.047443e-001 3.823231e-001 4.421978e-001 3.648705e-001 3.918593e-001 2.376550e-001

<GCONST> 1.054169e+002

<STATE> 4

<MEAN> 39

-3.967633e+000 8.734826e+000 -9.605804e+000 -2.677453e+000 -1.543111e+001 -3.931161e+000 -1.861389e+001 1.008413e+001 6.433096e+000 6.303401e+000 -1.881945e+000 -1.801118e+000 7.913537e+001 1.096450e+000 5.053705e-001 -1.124919e-001 -2.036046e-001 -1.712844e-001 3.809736e-002 -6.383874e-001 -6.859154e-001 -6.770176e-001 -9.926476e-002 1.970773e-001 -7.404356e-002 7.800651e-001 -4.369094e-001 -2.887085e-002 1.678070e-001 4.349900e-003 2.263682e-001 3.457732e-001 5.749307e-001 -7.000080e-003 -1.664979e-001 -6.734882e-002 5.658383e-002 -2.687045e-002 -3.891997e-001

<VARIANCE> 39

2.034841e+001 1.559988e+001 3.312848e+001 2.876037e+001 3.978990e+001 5.151336e+001 6.628743e+001 5.793215e+001 5.608316e+001 6.426398e+001 4.891899e+001 5.103422e+001 2.230750e+001 3.538748e+000 1.373634e+000 2.433576e+000 1.501864e+000 2.529559e+000 3.855665e+000 7.437794e+000 2.858099e+000 2.795126e+000 2.660672e+000 2.501190e+000 2.107756e+000 2.860184e+000 2.915719e-001 2.793907e-001 3.612744e-001 3.068666e-001 4.131001e-001 5.340822e-001 6.534712e-001 5.353681e-001 4.106406e-001 4.390875e-001 4.363425e-001 3.653877e-001 1.518449e-001

<GCONST> 1.195216e+002

<STATE> 5

<MEAN> 39

-6.955412e+000 1.519317e+001 -1.965480e+000 -9.999776e-001 -9.884799e+000 1.558037e+000 -9.440707e+000 5.864804e+000 2.330558e-002 3.617420e+000 -1.633479e+000 -3.005149e+000 7.318971e+001 7.856789e-002 -1.328791e-002 -1.598831e-001 -5.430033e-003 9.005836e-002 -9.912475e-003 -1.652139e-001 1.081378e-002 7.075293e-002 -8.527019e-002 -2.237210e-001 1.021896e-001 3.263333e-002 5.086290e-002 -1.181906e-001 -1.643028e-001 -4.936486e-002 -1.102583e-001 -7.693331e-002 -1.337443e-001 1.192973e-001 1.271054e-001 4.753920e-002 -7.626220e-003 6.516827e-002 1.063256e-001

<VARIANCE> 39

2.127878e+001 1.556805e+001 2.932019e+001 2.734232e+001 2.337786e+001 2.508506e+001 4.785232e+001 3.228697e+001 2.703125e+001 3.346286e+001 2.941782e+001 2.199981e+001 1.732460e+001 2.204257e+000 1.551204e+000 3.315061e+000 2.455581e+000 2.192397e+000 2.213162e+000 5.136646e+000 3.140372e+000 2.557257e+000 2.591266e+000 1.849921e+000 1.893962e+000 1.910359e+000 3.395728e-001 1.984450e-001 3.191952e-001 3.637082e-001 3.270189e-001 4.023549e-001 8.220674e-001 6.015616e-001 4.590419e-001 4.530825e-001 3.435589e-001 3.394030e-001 2.046455e-001

<GCONST> 1.126058e+002

<STATE> 6

<MEAN> 39

-4.410337e+000 9.064102e+000 -1.177316e+001 -5.585022e+000 -1.315306e+001 1.945310e+000 -1.043597e+001 1.179009e+001 3.197815e+000 3.031920e+000 -2.468392e+000 7.359181e-001 7.742883e+001 -4.993302e-001 -1.536349e-001 1.259950e-001 2.724539e-003 5.442354e-003 9.356726e-002 6.661248e-001 3.240266e-001 1.232663e-001 3.199193e-002 6.527226e-002 4.618063e-002 -4.085650e-001 -7.672663e-002 4.208073e-002 9.656102e-002 4.646746e-002 5.234050e-002 -4.773264e-003 1.843591e-002 -6.429805e-002 -3.869721e-002 -1.581166e-002 -2.259052e-002 -6.265812e-002 -8.021859e-002

<VARIANCE> 39

2.234183e+001 1.323030e+001 4.341059e+001 2.760614e+001 2.800246e+001 4.757943e+001 6.407275e+001 4.450687e+001 4.671724e+001 5.892644e+001 3.374074e+001 3.029759e+001 2.155016e+001 5.169801e-001 5.971389e-001 1.557243e+000 1.076359e+000 1.073326e+000 1.329132e+000 2.036903e+000 1.746851e+000 1.448892e+000 1.481448e+000 1.519812e+000 1.374429e+000 4.920506e-001 4.889847e-002 1.005822e-001 2.301978e-001 1.710257e-001 1.864198e-001 2.352660e-001 4.020785e-001 2.826311e-001 2.578956e-001 2.571759e-001 2.767220e-001 2.333413e-001 5.071418e-002

<GCONST> 9.699700e+001

<STATE> 7

<MEAN> 39

-1.874428e+001 6.662125e+000 -5.748650e+000 -2.740562e+000 -1.028494e+001 2.334960e+000 -1.967595e+000 1.240343e+001 4.341712e+000 4.561095e+000 -2.250680e+000 -1.279012e+000 6.597134e+001 -6.851678e-001 -2.477580e-001 1.286265e-001 1.768749e-001 2.206523e-001 7.299162e-002 8.586229e-002 -3.234172e-002 7.719668e-003 5.844278e-002 -8.584467e-003 -1.299222e-001 -4.213100e-001 7.883275e-002 -4.967720e-003 -2.670954e-002 8.883567e-003 1.245746e-003 2.179331e-002 -1.344224e-003 1.569011e-002 8.687513e-003 1.702791e-002 2.110633e-002 1.741610e-002 6.816194e-002

<VARIANCE> 39

1.234678e+001 7.635171e+000 6.605064e+000 9.607549e+000 1.363092e+001 1.269389e+001 1.328483e+001 1.421914e+001 1.359873e+001 1.242286e+001 1.039710e+001 9.805965e+000 4.653900e+000 2.399925e-001 3.427112e-001 4.388524e-001 4.653965e-001 6.543519e-001 7.970287e-001 8.531629e-001 9.950653e-001 9.636999e-001 1.026980e+000 9.033713e-001 9.062825e-001 1.245221e-001 1.912414e-002 5.230955e-002 7.212082e-002 8.806595e-002 1.184259e-001 1.430160e-001 1.500141e-001 1.655934e-001 1.628163e-001 1.724431e-001 1.590825e-001 1.637598e-001 9.118401e-003

<GCONST> 6.320738e+001

<TRANSP> 8

0.000000e+000 8.883281e-001 1.116720e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 8.842885e-001 1.157115e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 8.368418e-001 1.616534e-001 1.504883e-003 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.036077e-001 9.639232e-002 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.424700e-001 5.753005e-002 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.536194e-001 4.638065e-002 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.138092e-001 8.619078e-002

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

<ENDHMM>

~h "five"

<BEGINHMM>

<NUMSTATES> 8

<STATE> 2

<MEAN> 39

-2.370547e+001 2.663477e+000 -7.179219e+000 -1.825760e+000 -7.601110e+000 5.493620e+000 1.431821e+000 1.562389e+001 7.033595e+000 6.326699e+000 -1.674640e+000 -1.677809e+000 6.346485e+001 2.409690e-001 -3.131574e-001 -3.475268e-001 -9.040233e-002 -2.402640e-001 -2.818806e-001 -2.874568e-001 2.822444e-001 3.399777e-001 -2.301017e-001 -4.449059e-001 -1.993298e-001 2.635102e-001 5.832969e-002 -1.249729e-001 -8.125542e-002 -3.041290e-003 -5.587154e-002 -6.586992e-002 -1.043441e-001 7.049710e-002 1.153831e-001 -3.891296e-002 -5.887576e-002 -6.089028e-002 1.110774e-001

<VARIANCE> 39

3.879951e+000 5.608333e+000 7.644418e+000 6.652639e+000 7.666506e+000 1.041182e+001 1.134843e+001 1.124234e+001 1.009696e+001 1.017919e+001 1.190016e+001 9.486485e+000 1.958561e+000 2.194822e-001 4.970084e-001 6.135862e-001 5.657629e-001 7.934008e-001 9.896488e-001 1.049920e+000 9.189478e-001 1.096152e+000 9.227172e-001 1.200908e+000 9.833197e-001 1.909546e-001 3.031921e-002 7.417170e-002 8.643113e-002 8.829432e-002 1.193036e-001 1.311177e-001 1.534587e-001 1.450373e-001 1.729795e-001 1.472576e-001 1.784474e-001 1.774169e-001 2.593424e-002

<GCONST> 6.320592e+001

<STATE> 3

<MEAN> 39

-2.081193e+001 -6.171999e+000 -1.183658e+001 -1.700202e+000 -1.343750e+001 3.555233e+000 -5.121578e+000 1.995835e+001 1.265542e+001 3.207699e+000 -4.716915e+000 -5.437417e+000 7.168601e+001 3.035212e-001 -5.076772e-001 -1.686178e-001 1.204355e-001 -5.016665e-001 2.851987e-002 -3.951288e-001 3.483229e-001 3.108727e-001 -3.730282e-002 1.851163e-001 -1.099276e-001 6.913627e-001 1.760323e-001 4.146038e-001 1.588611e-001 1.359613e-002 1.698346e-001 3.096466e-002 8.219207e-002 -2.169098e-001 -2.176202e-001 8.275858e-002 7.791236e-002 1.318538e-001 -1.043555e-001

<VARIANCE> 39

8.842138e+000 2.257200e+001 2.150073e+001 1.670914e+001 3.059068e+001 3.551921e+001 2.916332e+001 3.013308e+001 3.601352e+001 4.070794e+001 2.669917e+001 2.429213e+001 2.125250e+001 6.321928e-001 1.825602e+000 1.444901e+000 1.205752e+000 1.712225e+000 1.666515e+000 2.033723e+000 1.817051e+000 1.857823e+000 1.756672e+000 1.836054e+000 1.779824e+000 8.316801e-001 2.124208e-001 3.609063e-001 2.697827e-001 2.405432e-001 3.146693e-001 3.135205e-001 3.411077e-001 3.476428e-001 3.157417e-001 3.127116e-001 3.600487e-001 3.261060e-001 1.049788e-001

<GCONST> 1.022222e+002

<STATE> 4

<MEAN> 39

-1.158223e+001 2.855973e+000 -9.429437e+000 -8.830442e-001 -1.173903e+001 3.223199e+000 -7.334735e+000 1.585016e+001 8.199280e+000 3.534056e+000 -3.904952e+000 -2.905581e+000 7.466905e+001 3.489994e+000 3.216532e+000 3.893087e-001 -2.971445e-001 3.364913e-001 -4.613276e-001 -1.824657e+000 -1.858631e+000 -1.560050e+000 -2.450062e-001 -4.798625e-001 5.175579e-001 1.307561e+000 4.830355e-002 -2.807081e-001 -3.095249e-001 -2.045341e-001 -2.555029e-001 8.048371e-003 -4.060108e-001 2.714706e-002 7.719520e-002 -9.290519e-002 -1.645968e-001 -1.901466e-001 3.100716e-001

<VARIANCE> 39

5.175516e+001 6.117047e+001 3.055539e+001 2.402024e+001 2.356240e+001 3.608599e+001 5.168409e+001 4.526439e+001 4.774932e+001 4.859914e+001 2.734202e+001 2.757568e+001 2.689026e+001 2.273309e+000 3.537632e+000 3.526725e+000 2.330231e+000 3.161848e+000 2.934307e+000 5.007348e+000 3.574919e+000 2.871105e+000 3.223735e+000 2.787196e+000 3.047460e+000 1.749672e+000 9.811463e-001 1.110949e+000 5.212007e-001 3.313450e-001 4.278116e-001 4.014103e-001 8.760533e-001 7.115885e-001 6.545835e-001 4.928915e-001 4.141807e-001 4.791321e-001 3.096520e-001

<GCONST> 1.249081e+002

<STATE> 5

<MEAN> 39

-1.725708e+000 9.840106e+000 -1.106376e+001 -4.007600e+000 -1.244143e+001 2.586687e+000 -1.456056e+001 1.115108e+001 4.281331e+000 1.787875e+000 -7.189805e+000 -4.363562e+000 8.020860e+001 8.148652e-002 4.538885e-001 2.664441e-001 2.658532e-001 8.010570e-001 6.286407e-001 7.984707e-001 -2.332545e-001 -5.232724e-001 -1.808955e-001 -4.687344e-001 -6.067036e-001 -2.669631e-001 -4.425676e-001 -9.190085e-002 3.006845e-001 4.018641e-001 4.694300e-001 3.095395e-001 7.570012e-001 1.483612e-001 -1.069914e-001 -1.136448e-001 6.517757e-002 3.410861e-002 -4.244503e-001

<VARIANCE> 39

9.330198e+000 1.010968e+001 3.790894e+001 2.732351e+001 2.796433e+001 3.995397e+001 4.151043e+001 3.894098e+001 4.605550e+001 7.203458e+001 3.630130e+001 4.903768e+001 1.141858e+001 4.641986e-001 6.150867e-001 1.529742e+000 1.888545e+000 2.488133e+000 1.677531e+000 3.841714e+000 1.674278e+000 1.848425e+000 2.071298e+000 1.719157e+000 2.171113e+000 8.656889e-001 2.240494e-001 1.873397e-001 2.240820e-001 2.013939e-001 2.725012e-001 3.263371e-001 5.038008e-001 3.538991e-001 3.635119e-001 3.998305e-001 3.612747e-001 4.621364e-001 8.671582e-002

<GCONST> 1.046362e+002

<STATE> 6

<MEAN> 39

-4.934121e+000 1.318538e+001 -4.992956e+000 3.551520e+000 -1.219681e+000 1.026415e+001 -2.593591e+000 9.209759e+000 -1.945226e+000 -6.102685e-001 -8.245012e+000 -5.577140e+000 7.423318e+001 -7.123702e-001 1.906151e-001 1.047803e+000 1.134126e+000 1.138875e+000 7.305619e-001 1.024120e+000 -1.545147e-001 -5.010468e-001 -2.742564e-001 2.982141e-001 1.931800e-001 -6.842813e-001 -1.673420e-001 -2.989577e-001 1.901671e-002 -2.314768e-002 -3.944286e-001 -3.051862e-001 -4.628004e-001 1.245490e-001 3.437949e-001 1.005508e-001 1.219660e-001 1.009735e-002 1.471876e-001

<VARIANCE> 39

1.067125e+001 7.173007e+000 2.824203e+001 2.046804e+001 2.499624e+001 3.856325e+001 2.962640e+001 2.357670e+001 2.873152e+001 3.565245e+001 2.654401e+001 2.258250e+001 8.545986e+000 1.992378e-001 4.742452e-001 7.292520e-001 6.983132e-001 1.831076e+000 1.761539e+000 2.418454e+000 1.284812e+000 1.697290e+000 1.450855e+000 1.535513e+000 1.260804e+000 2.063505e-001 7.609455e-002 2.294704e-001 1.267577e-001 1.802323e-001 2.511112e-001 2.382456e-001 3.310579e-001 3.167563e-001 3.008078e-001 2.670190e-001 2.650289e-001 2.356630e-001 4.455161e-002

<GCONST> 8.921805e+001

<STATE> 7

<MEAN> 39

-1.608921e+001 2.629316e+000 -2.801113e+000 5.707033e+000 -1.069096e+001 4.914372e+000 -6.353826e+000 1.260051e+001 9.786441e-001 -2.476591e+000 -6.134965e+000 -3.812468e+000 7.370356e+001 -3.511083e-001 -2.025826e-001 -9.576087e-002 -1.921623e-001 -2.281204e-001 -1.914629e-001 4.791508e-003 7.869324e-002 1.133666e-001 6.725508e-002 4.365491e-002 2.352835e-002 -2.025065e-001 3.924878e-002 3.900310e-002 -2.788193e-002 -3.408120e-002 1.518996e-002 1.946222e-002 2.138675e-002 -1.455761e-002 -2.774936e-002 -3.922857e-007 -1.684468e-002 -7.713469e-003 -1.158328e-003

<VARIANCE> 39

8.200969e+001 7.376319e+001 3.664389e+001 7.242360e+001 4.556572e+001 3.425888e+001 4.729463e+001 3.997498e+001 3.860078e+001 4.357646e+001 3.545061e+001 2.502658e+001 4.699577e+001 5.237430e+000 5.326316e+000 2.084090e+000 2.538353e+000 3.948246e+000 1.920878e+000 3.645287e+000 3.190012e+000 2.628259e+000 2.341772e+000 2.485173e+000 1.828276e+000 1.266742e+000 4.972564e-001 6.149712e-001 3.028398e-001 3.173699e-001 5.902171e-001 3.345464e-001 6.320760e-001 4.856412e-001 4.299756e-001 3.800496e-001 4.035670e-001 3.390355e-001 1.873861e-001

<GCONST> 1.224681e+002

<TRANSP> 8

0.000000e+000 7.575264e-001 2.424736e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 8.305222e-001 1.694778e-001 7.158223e-030 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 8.841988e-001 1.158012e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 7.867590e-001 2.132411e-001 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 8.346384e-001 1.653617e-001 0.000000e+000 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 8.597265e-001 1.402735e-001 0.000000e+000

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 9.741461e-001 2.585390e-002

0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000

<ENDHMM>