





Apport des méthodes d'apprentissage profond pour la reconnaissance des actes des énoncés oraux

 ${
m OUACHOUR}$  Hanane Sous la direction de :  ${
m RAVIER} \ {
m Phillipe} \quad {
m et} \quad {
m BOUGRINE} \ {
m Asma}$ 

Université de Strasbourg



### Sommaire

- Introduction
- Rappel et définition
- 3 Classification des signaux acoustiques
  - Constitution des bases de données
  - Traitement de données
  - Extraction de données
  - Classification
    - Machines à vecteurs supports
    - Algorithme des K plus proches voisins
    - Réseau longue mémoire à court terme
    - Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

#### Introduction

#### Traitement de la parole avec les signaux vocaux



#### Introduction



#### Phrase injonctive

- Ordre
  - **I**mpératif
  - Phrase nominale
- Interjection
- Apostrophe
- Politesse

## Parole et signal acoustique

#### Parole

- un flux continu constitué d'une suite de mots.
- les mots sont constitués d'un enchaînement de :
  - phonèmes
    - type de la voix
    - déformation du son
    - émotions
  - bruits articulatoires

#### Signal acoustique:

- analogique
- continu
- non stationnaire
- structure complexe.
- variable avec le temps.

## Caractéristiques d'un signal acoustique

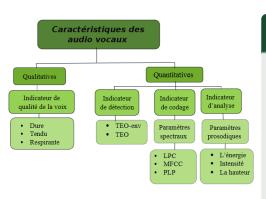
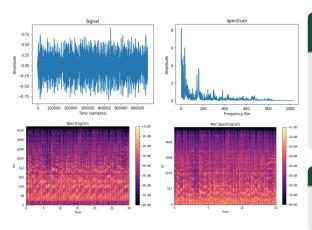


Figure: Catégories des caractéristiques des audio vocaux

# Caractéristiques des audio vocaux :

- intensité (db) : dépend de l'amplitude de la vibration.
- énergie (db): extraite du signal temporel sur une fenêtre d'analyse.
- fréquence (Hz) : nombre de vibrations par seconde.
- hauteur (pitch) : la fréquence la plus petite.

## Modes de représentation d'un signal acoustique



# Modes de représentation:

- temporelle
- spectrale
- spectrogramme
- mel Spectrogramme

#### Hertz en mel

 $m=2595.\log_{10}\left(1+rac{f}{700}
ight)$ f : fréquence en Hz

Figure: Exemple des modes de représentation d'un signal acoustique [2]

### Constitution des bases de données

#### Modules de la base RAVIOLI

• École : micro

• Repas: micro

• Itinéraire : micro discret

• 24H : micro-cravate

1	Nom du fichier	Locuteur	Injonctive?	Categorie	Start	End	Durée	Texte
2	24H_apresmiditravail_4.wav	NR390	oui	excuse	189.69	191.75	2.06	pardon je te le mets déjà sur les pieds je suis désolée
3	24H_apresmiditravail_4.wav	NR390	oui	apostrophe	346.9	347.33	0.43	Sarah
4	24H_apresmiditravail_4.wav	NR390	oui	excuse	390.97	391.86	0.89	pardon excusez -moi
5	24H_apresmiditravail_4.wav	NR390	oui	refus	498.53	500.93	2.4	bah vu comment il est cintré excuse -moi
6	24H_apresmiditravail_4.wav	collègue 4	oui	stop	551.36	552.15	0.79	attends attends attends attends
7	24H_apresmiditravail_4.wav	NR390	oui	_UNDEF_	574.24	574.45	0.21	non
8	24H_apresmiditravail_4.wav	NR390	oui	_UNDEF_	574.45	574.88	0.43	t' inquiète
9	24H apresmiditravail 4.wav	collègue 4	oui	UNDEF	602.63	604.55	1.92	oui mais faut les serrer Pamela

Figure: Tableur des audio injonctifs



## Constitution des bases de données

#### Première base

- Base de Hacine-Gharbi et al.
- 198 audio non injonctifs.
- 197 audio injonctifs.
- Mot-clé : allez ou aller

#### Deuxième base

- Donnése sauvages
- 1215 audio non injonctifs.
- 2237 audio injonctifs.
- Pas de mot-clé.

### Traitement de données

#### échantillonnage des signaux

- Enregistrés à l'origine à 44100Hz
- Sous-échantillonnés à 16000Hz
- Thérome de Shannon

#### Suppression des silences

- Détection d'activité vocale (VAD)
- Valeur de la hauteur nulle

### Extraction de données

### Hauteur (PI)

- logiciel Praat
- calculer sur des trames de 10*ms*
- la vitesse (A) et l'accélération
   (D) sont calculés avec HTK

## Énergie logarithmique (E)

- Logiciel HTK
- calculer toutes les 10ms sur des fenêtres d'analyse de Hamming de 30ms
- La vitesse (A) et l'accélération
   (D) sont calculés avec HTK

# Machines à vecteurs supports (SVMs)

#### Méthode SVM

- Méthode d'apprentissage supervisé
- Marge maximale et fonctions noyau

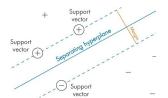


Figure: Principe de la méthode SVM [3]

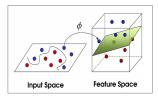


Figure: Exemple de fonction noyaux SVM [3]

# Algorithme des K plus proches voisins(KNN)

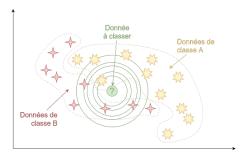


Figure: Principe de la méthode KNN [4]

#### Méthode KNN

- Méthode d'apprentissage supervisé
- Notion de voisinage
- Notion de la distance

## Implémentation des méthodes SVM et KNN

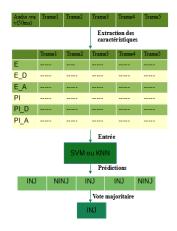


Figure: Implémentation des méthodes KNN et SVM

## Critères de validation des méthodes SVM et KNN

## Précision (accuracy)

$$précision = \frac{\text{Nombre de prédictions correctes}}{\text{Nombre total de prédictions}}$$



Figure: Principe de la validation croisée [5]

	Réponse <b>P</b>	de l'expert n
Réponse du classifier	Vrai	Faux
N	Positif	Positif
Réponse	Faux	Vrai
N	Négatif	Négatif

Figure: Matrice de confusion [6]

## Méthodes SVM et KNN

Les paramètres de configuration utilisés sont :

- pour la méthode KNN:
  - première base (N ): tous les nombres impairs entre 1 et 200
  - deuxième base (N ): tous les nombres impairs entre 1 et 400
- pour la méthode SVM:
  - o noyau: RBF
  - ullet paramètre de régularisation : C = [0.01, 0.1, 0.5, 1, 1.5, 5, 10]
  - $\bullet$  coefficient du noyau :  $\gamma = [0.01, 0.1, 1, 10, 100]$

## Méthodes SVM et KNN appliqués sur la première base

Configs	E	$E,E_D$	$E,E_A$	E,E <sub>DA</sub>	PI	PI,PI <sub>DA</sub>	PI,E	$E, E_D, PI_D$	PI,E,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>
N	51	5	3	5	27	39	3	89	11
TC (%)	71.42	65.75	69.89	65.30	65.81	66.83	69.83	70.42	65.81

Table: Résultats obtenus avec la méthode KNN

Configs	E	E,E <sub>D</sub>	$E,E_A$	E,E <sub>DA</sub>	PI	PI,PI <sub>DA</sub>	PI,E	$E,E_D,PI_D$	PI,E,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>
$C,\gamma$	10,1	0.1,10	10,1	1,1	10,1	10,0.01	10,1	1,1	10,1
TC (%)	82	76.02	73.46	77	63	65	65	70.91	67

Table: Résultats obtenus avec la méthode SVM

# Comparaison entre les résultats obtenus avec la première base

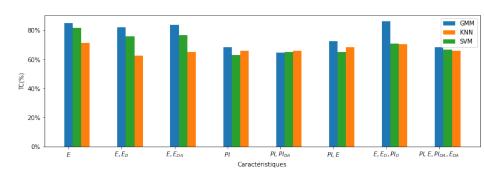


Figure: Les résultats obtenus par les méthodes SVM, KNN et GMM

# Méthodes SVM et KNN appliqués sur la première base

#### Dans le cas de la validation croisée (2-folds)

Configs	E	E,E <sub>D</sub>	E,E <sub>DA</sub>	PI	$E, E_D, \mathit{PI}_D$	$PI,E,E_{DA},PI_{DA}$
N	3	5	7	27	123	11
TC (%)	[50.75, 69.89]	[50.75, 62.75]	[53.76, 61.73]	[49.74, 65.81]	[49.24, 68.36]	[49.50, 65.81]

## Table: Résultats obtenus avec la méthode KNN en utilisant 2-fold ([1-fold,2-fold])

Configs	E	$E,E_D$	E,E <sub>DA</sub>	PI	$E, E_D, PI_D$	PI,E,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>
$C,\gamma$	0.01,0.01	0.01,0.01	0.1,0.01	10,0.01	0.01,0.01	0.5,0.01
TC (%)	[49.74, 71.93]	[49.74, 64.28]	[49.74, 61.73]	[34.18, 50.25]	[33.36, 51.25]	[51.25, 71.93]

 $Table: \ R\'esultats \ obtenus \ avec \ la \ m\'ethode \ SVM \ en \ utilisant \ 2-fold([1-fold,2-fold])$ 

# Méthodes SVM et KNN appliqués sur la première base

	INJ	NINJ
1-fold (minutes)	1.2	0.909
2-fold (minutes)	1.3215	3.463

Table: La durée en minute des audio dans chaque fold

	Méthod	de KNN	Méthode SVM				
Configs	groupe1	goupe2	groupe1	goupe2			
$E, E_{DA}, \mathit{PI}, \mathit{PI}_{DA}$	$\begin{pmatrix} 0 & 100 \\ 1 & 98 \end{pmatrix}$	44 53 14 85	$\begin{pmatrix} 1 & 99 \\ 0 & 99 \end{pmatrix}$	(54 43) 11 88)			
E	$\begin{pmatrix} 2 & 98 \\ 0 & 99 \end{pmatrix}$	$ \begin{pmatrix} 31 & 66 \\ 7 & 92 \end{pmatrix} $	$\begin{pmatrix} 1 & 99 \\ 0 & 99 \end{pmatrix}$	$ \begin{pmatrix} 25 & 72 \\ 1 & 98 \end{pmatrix} $			
PI	$\begin{pmatrix} 0 & 100 \\ 0 & 99 \end{pmatrix}$	(43 54 13 86)	(13 87) 15 84)	(26 71 15 84)			
$PI,E_D,PI_D$	$\begin{pmatrix} 0 & 100 \\ 1 & 98 \end{pmatrix}$	$ \begin{pmatrix} 39 & 58 \\ 4 & 95 \end{pmatrix} $	(4 96) 1 98)	(13 84) 46 53)			

Table: Les matrices de confusion obtenues par les méthodes KNN et SVM dans le cas de 2-folds appliquées sur la première base

# Méthode KNN appliqué sur la deuxième base

		2-folds			5-folds	
Configs	N	TC(%)	moyen TC(%)	N	TC(%)	moyen TC(%)
E,PI,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	21	[65.82, 61.20]	63.51	7	[63, 64, 65.50, 62, 64]	64.17
E	95	[55.81, 56.48]	56.15	21	[51.37, 56.04, 55.21, 59.34, 58.79]	56.15
E, E <sub>D</sub>	49	[58.79, 60.43]	59.61	77	[55.76, 59.89, 59.06, 56.31, 65.93]	59.39
E, E <sub>A</sub>	45	[58.79, 62.96]	60.87	91	[58.51, 62.08, 58.79, 62.08, 63.73]	61.04
E,E <sub>DA</sub>	69	[53.07, 55.93]	54.50	77	[59.06, 63.73, 59.89, 59.89, 64.83]	61.48
PI	9	[60.95, 55.71]	58.35	9	[56.59, 60.98, 56.86, 56.04, 56.59]	57.41
PI, PI <sub>D</sub>	33	[61.64, 56.70]	59.175	43	[54.67, 62.36, 57.96, 57.14, 59.89]	58.40
PI, PI <sub>A</sub>	55	[60.54, 56.48]	59.17	25	[54.94, 62.08, 61.81, 57.41, 53.84]	58.02
PI, E	63	[54.84, 54.84]	54.84	13	[56.31, 62.91, 60.71, 58.24, 54.12]	58.46
PI, PI <sub>D</sub> , E <sub>D</sub>	85	[62.19, 58.13]	60.16	9	[56.86, 59.89, 57.69, 58.24, 59.34]	58.40

Table: Résultats obtenus avec la méthode KNN en utilisant 2-folds et 5-folds ([1fold,...,5fold]) appliqués sur la base complète

# Methode SVM appliquée sur la dexième base

			2-folds		5-folds					
Configs	С	γ	TC	moyen TC	С	$\gamma$	TC	moyen T		
E,PI,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	1	1	[58.58, 63.49]	61.04	0.1	10	[62, 63.5 64.5, 63, 51]	63		
E	1	1	[56.15, 56.59]	56.37	10	10	[51.64, 58.79, 54.67, 57.69, 60.71]	56.70		
E, E <sub>D</sub>	10	10	[55.91, 59.34]	58.62	10	10	[53.57, 59.06, 56.31, 60.71, 62.91]	58.51		
E, E <sub>A</sub>	10	10	[56.92, 58.35]	57.63	10	10	[53.29, 58.24, 56.04, 57.41, 61.81]	57.36		
E,E <sub>DA</sub>	1	10	[57.25, 59.23]	58.24	1	10	[55.49, 59.34, 57.40, 58.24, 61.53]	58.40		
PI	10	10	[57.58, 52.74]	55.16	0.1	10	[52.47, 57.69, 56.31, 53.29, 54.67]	54.89		
PI, PI <sub>D</sub>	10	1	[59.67, 55.93]	57.80	1	1	[56.04, 60.71, 59.06, 56.86, 58.24]	58.18		
PI, PI <sub>A</sub>	10	1	[60.30, 58.02]	59.17	1	10	[55.49, 59.89, 59.34, 56.31, 54.94]	57.19		
PI, E	1	10	[60, 57.80]	58.90	1	1	[53.02, 59.34, 55.49, 55.76, 53.57]	55.43		
E, PI <sub>D</sub> , E <sub>D</sub>	0.1	10	[60, 57.80]	58.90	1	1	[58.79, 59.89, 58.51, 59.06, 60.16]	59.28		
,							•			

Table: Résultats obtenus avec la méthode SVM en utilisant 2-folds et 5-folds ([1fold,...,5fold]) appliqués sur la base complète

# Méthodes KNN et SVM appliquées sur la base école

		Méthode KN	N	Méthode SVM			
Configs	N	TC	Moyen TC	С	γ	TC	MoyenTC
E,PI,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	35	[61.35, 63.07]	62.21	10	0.01	[61.60, 62]	61.80
E	43	[56.60, 55.19]	55.90	0.1	1	[55.89,v57.88]	56.88
E,E <sub>D</sub>	29	[57.67, 62]	59.84	1	10	[57.14, 59.49]	58.32
$E,E_{\mathcal{A}}$	45	[58.92,56.98]	57.95	10	10	[56.25, 58.42]	57.33
E,E <sub>DA</sub>	151	[58.75, 63.62]	61.18	10	10	[57.14, 59.85]	58.49
PI	3	[55.71, 60.03]	57.87	0.1	0.1	[56.07, 57.52]	56.79
PI, PI <sub>A</sub>	31	[56.78, 61.64]	59.21	10	0.1	[55.89, 60.57]	58.23
PI, PI <sub>D</sub>	29	[57.85, 60.21]	59.03	1	0.1	[55.71, 58.06]	57.51
PI, PI <sub>DA</sub>	49	[56.60, 61.11]	58.85	1	0.1	[55.89, 60.75]	58.32
PI, E	15	[56.96, 60.93]	58.94	1	0.1	[56.07, 56.80]	56.44
$E, E_{D}, PI_{D}$	201	[56.96, 62.36]	59.66	0.1	10	[59.99, 57.80]	58.90
$E, E_D, PI_{DA}$	201	[57.32, 64.33]	60.82	1	10	[56.42, 58.24]	57.33
$E, E_{DA}, PI_{DA}$	21	[60.71, 62.90]	61.80	1	10	[56.60, 57.88]	57.24

Table: Résultats obtenus avec la base **école** par les méthodes KNN et SVM en utilisant 2-fold

# Méthodes KNN et SVM appliquées sur la base repas

		Méthode KNI	N			Méthode SVM	
Configs	N	TC	moyen TC	С	γ	TC	TCmoyen
E,PI,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	15	[61.65, 64.41]	63.03	0.1	0.1	[60.20, 64.88]	62.54
E	201	[50, 53.37]	51.68	0.1	0.1	[51, 52]	51.50
E,E <sub>D</sub>	23	[55.21, 53.37]	54.29	1	10	[50.92, 54.60]	52.76
$E,E_{\mathcal{A}}$	91	[52.14, 54.90]	53.52	1	0.1	[50.50, 51.50]	51
E,E <sub>DA</sub>	251	[57.05, 57.97]	57.51	1	10	[50.92, 54.60]	52.76
PI	7	[57.97, 65.44]	57.20	0.1	0.01	[59.5, 60.12]	59.81
PI, PI <sub>A</sub>	47	[58.89, 60.73]	59.81	10	1	[58.58, 63.49]	61.04
PI, PI <sub>D</sub>	79	[58.58, 61.04]	59.81	0.1	0.01	[59.81, 62.57]	61.19
PI, PI <sub>DA</sub>	29	[60.42, 63.49]	61.96	0.1	0.01	[59.81, 64.11]	61.96
PI, E	5	[58.89 , 57.36]	58.12	0.1	0.01	[59.50, 60.12]	59.81
$E, E_{D}, PI_{D}$	25	[57.05, 57.97]	57.51	1	1	[56.74, 57.36]	57.05
E, E <sub>D</sub> , PI <sub>DA</sub>	51	[56.74, 61.34]	59.04	0.1	1	[56.74,62.26]	59.50
E, E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	11	[58.89, 61.96]	62.07	0.1	1	[56.75,62.28]	59.51

Table: Résultats obtenus avec la base **repas** par les méthodes KNN et SVM en utilisant 2-fold

#### k-means









#### Méthode K-means

- Méthode d'apprentissage non supervisé
- Devise les données en k clusters cohérents

Figure: Principe de la méthode K-means [7]

## Méthode k-means appliquée sur la deuxième base

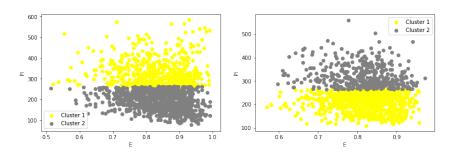


Figure: Répartition des valeurs injonctives (à gauche) et non injonctives (à droite) de *E* et *PI* avec 2-means

## Méthode k-means appliquée sur la deuxième base

	Méthode KNN			Méthode SVM			
Configs	N	TC	moyen TC	С	γ	TC	TCmoyen
E,PI,E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	13	[67.10, 71]	69.05	10	10	[67.57, 71.07]	68.03
E	17	[74, 74.50]	74.25	0.1	10	[71.25, 70.07]	70.66
E,E <sub>D</sub>	15	[73.62, 70.86]	72.24	0.1	10	[70.86, 70.07]	70.47
$E,E_{\mathcal{A}}$	7	[75.39, 71.85]	73.62	0.1	0.1	[71.45, 68.89]	70.17
E,E <sub>DA</sub>	11	[74, 71]	72.50	0.1	10	[65, 71.07]	68.03
PI	3	[57, 55]	56	10	10	[65.21, 63.81]	67.75
PI, PI <sub>A</sub>	21	[65.57, 66.66]	66.12	10	1	[64.49, 66.12]	65.30
PI, PI <sub>D</sub>	93	[67.02, 65.45]	66.24	1	10	[64.49, 65.21]	64.85
PI, PI <sub>DA</sub>	31	[66, 67]	66.50	10	1	[64.67, 66.30]	65.48
PI, E	23	[65, 67]	65.50	0.1	1	[64.67, 64.67]	64.67
$E, E_{D}, PI_{D}$	59	[61.89, 60.87]	61.38	1	1	[56.74, 57.36]	57.05
$E, E_{D}, PI_{DA}$	87	[62.83, 60.95]	61.89	0.1	1	[56.74,62.26]	59.50
E, E <sub>DA</sub> , PI <sub>DA</sub>	77	[63.93, 64.49]	64.21	0.1	1	[56.74,62.26]	59.50

Table: Résultats obtenus avec les méthodes SVM et KNN testées sur les données obtenues par 2-means

# Réseaux de neurones récurrents (RNN)

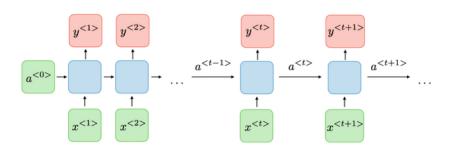


Figure: Réseau de neurones récurrent [8]

# Réseau longue mémoire à court terme (LSTM)

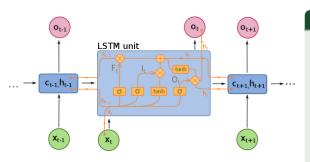


Figure: Cellule LSTM [9]

#### LSTM

- Méthodes de Deep Learning
- La solution à la mémoire à court terme
- Possède des portes qui régularisent le flux d'information

# Méthode LSTM appliquée sur la première base

#### Les paramètres utilisés sont :

- un modèle séquentiel avec une couche LSTM en entrée contenant 62 neuronnes et 2 neuronne en sortie
- fonction d'activation : softmax
- dropout = 0.5
- batch-size = 10
- nombre d'épochs = 50
- optimiseur : Adam avec lr=0.01
- fonction de perte : la précision



# Méthode LSTM appliquée sur la première base

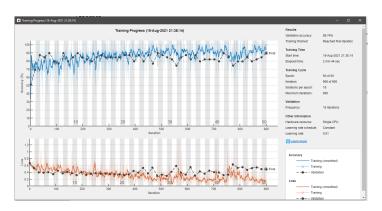


Figure: Représentation de la fonction de perte et de la précision des ensembles de validation et de test de la première base

## Méthode LSTM appliquée sur la deuxième base

#### Les paramètres utilisés sont :

- un modèle séquentiel avec une couche LSTM en entrée contenant 62 neuronnes et 2 neuronne en sortie
- fonction d'activation : softmax
- dropout = 0.2
- batch-size = 80
- nombre d'épochs = 100
- optimiseur : Adam avec lr=0.001
- fonction de perte : la précision



# Méthode LSTM appliquée sur la deuxième base

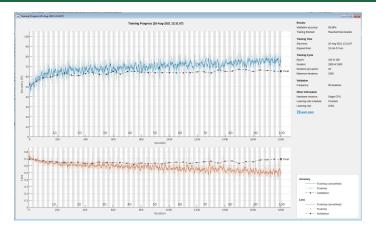


Figure: Représentation de la fonction de perte et de la précision des ensembles de validation et de test de la deuxième base

# Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

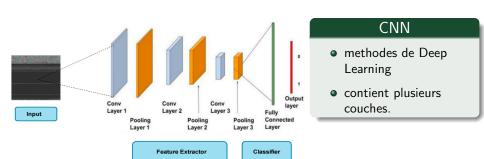


Figure: Exemple d'un réseau neuronaux convolutif

## Méthode CNN appliquée sur la deuxième base

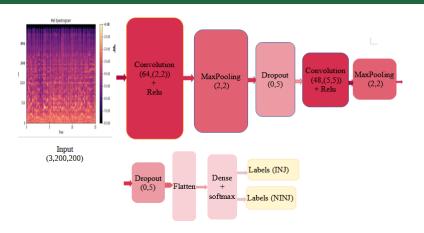


Figure: Architecture du CNN proposée

## Méthode CNN appliquée sur la deuxième base

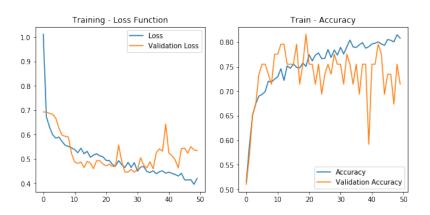


Figure: Représentation de la fonction de perte et de la précision des ensembles de validation et de test de la deuxième base

#### Conclusion

#### Conclusion

- Confirmation des résultats obtenus avec Hocine-Gharbi et al sur la première base
- La deuxième base contient toujours des audio non exploitables
- La deuxième base donne des meilleurs taux de classification en utilisant tous les caractéristiques des audio
- La méthode LSTM a amélioré les TC obtenus par les méthodes SVM et KNN avec la première base
- La méthode CNN améliore les TC de classification de la deuxième base

#### Perspectives

- Proposer d'autres architectures pour le CNN
- Tester sur une nouvelle base mieux structurée
- Utiliser hybridation CNN+LSTM
- Extraire d'autres caractéristique : MECC

## Bibliographie



A Hacine-Gharbi et Ravier P. "Automatic Classification of French Spontaneous Oral Speech into Injunction and No-Injunction Classes", 2020



Comprendre le spectrogramme Mel https://ichi.pro/fr/comprendre-le-spectrogramme-mel-277775661583955



SVMhttps://dataanalyticspost.com/Lexique/svm/



c.faury. Les K plus proches voisins. https://htk.eng.cam.ac.uk/



Validation croisée K-Fold pour le Deep Learning à l'aide de Keras. https:



//ichi.pro/fr/validation-croisee-k-fold-pour-le-deep-learning-a-l-aide-de-keras-69014279685432.



Wannous, H. Multi view classification of color regions application of the 3D assessment of chronic wounds, 2008



Marie-Jeanne Vieille, V. k-means, comment ca marche?, 2017



Afshine A et Shervine A. Pense-bête de réseaux de neurones récurrents



Comment le LSTM améliore le RNNhttps://ichi.pro/fr/comment-le-lstm-ameliore-le-rnn-34021890806049



dshahid380.Convolutional

NeuralNetwork, https://towardsdatascience.com/covolutional-neural-network-cb0883dd6529,2019



### Merci pour votre attention

