

Reconnaissance de la parole pour l'aide à la communication pour les sourds et malentendants

Luiza Orosanu

11 décembre 2015

Composition du jury

<i>Rapporteurs :</i>	Laurent BESACIER Georges LINARÈS	Prof., Université J. Fourier, LIG Prof., Université d'Avignon, LIA - CERI
<i>Examineurs :</i>	Régine ANDRÉ-OBRECHT Martine ADDA-DECKER Bernard GIRAU	Prof., Université Paul Sabatier, IRIT DR CNRS, LPP Prof., Université de Lorraine, Loria
<i>Directeur de thèse :</i>	Denis JOUVET	DR INRIA, Loria

Reconnaissance Automatique
de la Parole
pour les personnes
SOurdes ou hanDIcapéEs



Objectif : développer une nouvelle génération de **terminaux** proposant une reconnaissance vocale spécialisée sur les besoins des personnes sourdes ou malentendantes

⚠ contexte initial embarqué

Reconnaissance de la parole

RAPSODIE

Luiza Orosanu

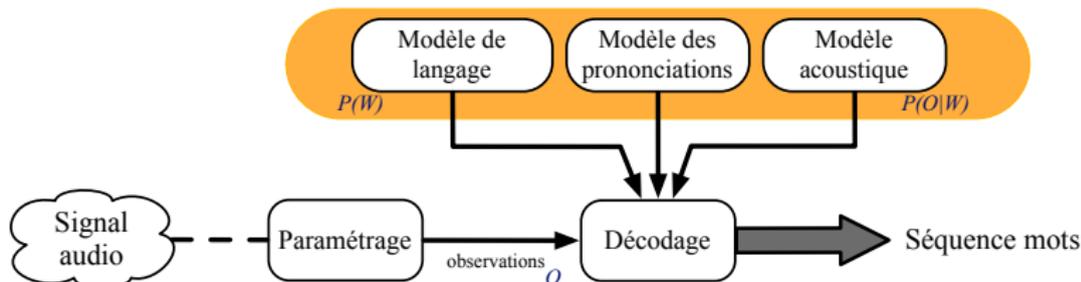
Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Détection de questions

Conclusions générales



Étapes dans le processus de reconnaissance de la parole

- analyse du signal
- décodage utilisant $\left\{ \begin{array}{l} \text{modèle de langage} \\ \text{modèle des prononciations} \\ \text{modèle acoustique} \end{array} \right.$

⇒ la séquence de mots la plus vraisemblable

Répondre aux besoins des personnes sourdes

RAPSODIE

Luiza Orosanu

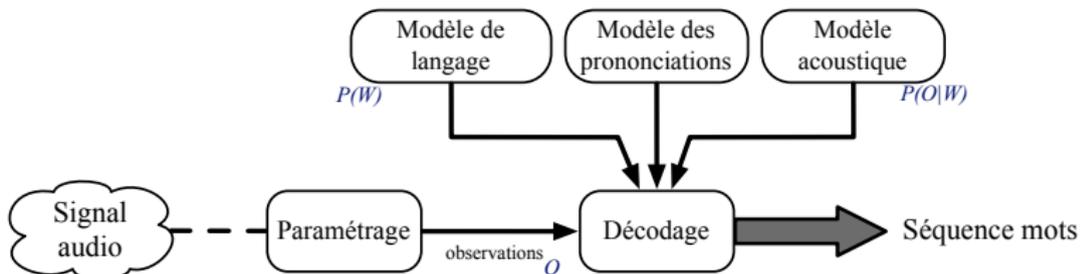
Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales



- extraction d'**informations lexicales**

- extraction d'**informations para-lexicales**

Répondre aux besoins des personnes sourdes

RAPSODIE

Luiza Orosanu

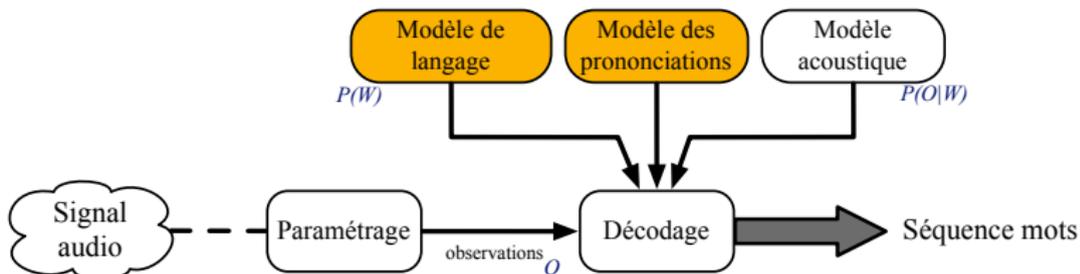
Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Détection de questions

Conclusions générales



- extraction d'**informations lexicales**

- * choix d'unités pour le lexique et le modèle de langage \Rightarrow modèles hybrides
- * ajout de nouveaux mots dans un modèle de langage

- extraction d'**informations para-lexicales**

Répondre aux besoins des personnes sourdes

RAPSODIE

Luiza Orosanu

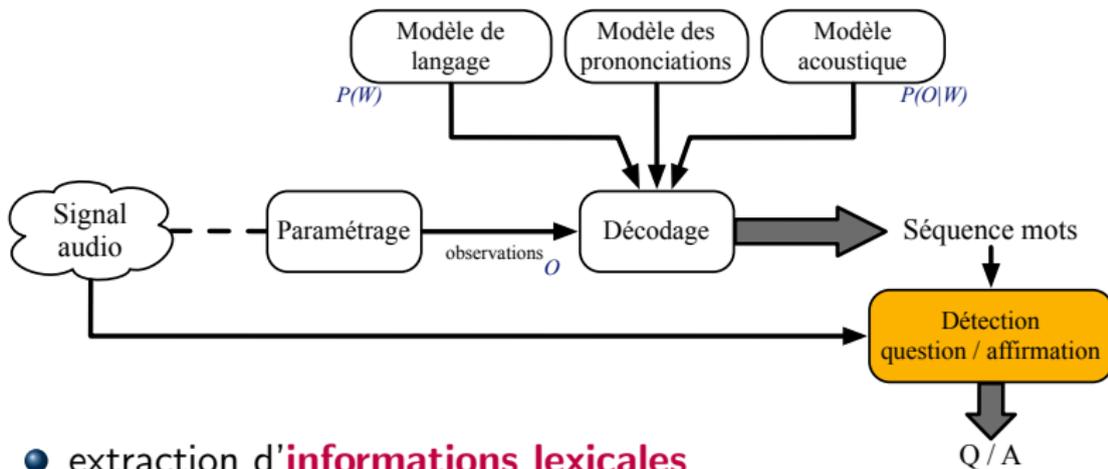
Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Détection de questions

Conclusions générales



- extraction d'**informations lexicales**

- * choix d'unités pour le lexique et le modèle de langage \Rightarrow modèles hybrides
- * ajout de nouveaux mots dans un modèle de langage

- extraction d'**informations para-lexicales**

- * détection automatique de questions et affirmations

Sommaire

- 1 Modèles hybrides
- 2 Ajout de nouveaux mots
- 3 Détection de questions
- 4 Conclusions générales

● Problématique

- * **mots hors-vocabulaire** (quelle que soit la taille du vocabulaire)

Référence :	dans	un	village	du	nord
Hypothèse :	dans	++parole++	l' âge	du	nord

- * maximiser la **compréhension de la transcription** résultante pour la communauté de personnes sourdes

● Modèle de langage hybride

- * modèle combinant des mots avec des fragments de mots

État de l'art des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- mots avec des phonèmes ou des syllabes
(anglais) [Yazgan et Saraclar 2004]
- mots avec des graphones (ensemble lettres et phonèmes)
(anglais) [Bisani et Ney 2005]
- mots avec des séquences de phonèmes de longueurs variables
(anglais) [Rastrow et al. 2009]
- mots avec des morphèmes et des graphones à base de morphèmes
ou mots avec des syllabes et des graphones à base de syllabes
(allemand) [Shaik et al. 2011]

Approche proposée

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- Choix d'un **modèle de langage hybride mots & syllabes**
 - * assurer une **reconnaissance correcte des mots les plus fréquents**
 - * proposer une suite de syllabes pour les mots hors-vocabulaire

 syllabes apprises à partir des **prononciations réelles**
(1 syllabe = 1 seule séquence de phonèmes = 1 prononciation)

Approche proposée

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Choix d'un **modèle de langage hybride mots & syllabes**

- * assurer une **reconnaissance correcte des mots les plus fréquents**
- * proposer une suite de syllabes pour les mots hors-vocabulaire

⚠ syllabes apprises à partir des **prononciations réelles**
(1 syllabe = 1 seule séquence de phonèmes = 1 prononciation)

● Motivations

- * **syllabes** ← étude sur l'optimisation du décodage phonétique
- * **mots** ← entretiens effectués avec des personnes sourdes

Approche proposée

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Choix d'un **modèle de langage hybride mots & syllabes**

- * assurer une **reconnaissance correcte des mots les plus fréquents**
- * proposer une suite de syllabes pour les mots hors-vocabulaire

⚠ syllabes apprises à partir des **prononciations réelles**
(1 syllabe = 1 seule séquence de phonèmes = 1 prononciation)

● Motivations

- * **syllabes** ← étude sur l'optimisation du décodage phonétique
- * **mots** ← entretiens effectués avec des personnes sourdes

Exemple de transcription hybride

Reconnaissance : une femme a été _b_l_e _s_e

Affichage : une femme a été b l é s é

Corpus & syllabation

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- Corpus d'apprentissage pour les modèles hybrides
 - * garder seulement les **mots les plus fréquents** ($\#occ \geq N$)
 - * **décomposer en syllabes** les autres mots (peu fréquents)

Corpus & syllabation

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- Corpus d'apprentissage pour les modèles hybrides
 - * garder seulement les **mots les plus fréquents** ($\#occ \geq N$)
 - * **décomposer en syllabes** les autres mots (peu fréquents)
- Syllabation
 - * alignement forcé **mots** → **phonèmes**
 - * règles de syllabation **phonèmes** → **syllabes** [Bigi et al. 2010]

Corpus & syllabation

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- Corpus d'apprentissage pour les modèles hybrides
 - * garder seulement les **mots les plus fréquents** ($\#occ \geq N$)
 - * **décomposer en syllabes** les autres mots (peu fréquents)

- Syllabation

- * alignement forcé **mots** → **phonèmes**
- * règles de syllabation **phonèmes** → **syllabes** [Bigi et al. 2010]
 - ▷ une syllabe contient une seule voyelle (V)
 - ▷ une pause désigne la frontière d'une syllabe

Type de règle	Séquence de classes phonétiques	Position de coupure	Syllabes résultantes
GEN	VV	0	V V
GEN	VxV	0	V xV
GEN	VxxV	1	Vx xV
EXC	VOLV	0	V OLV

Exemple de syllabation

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

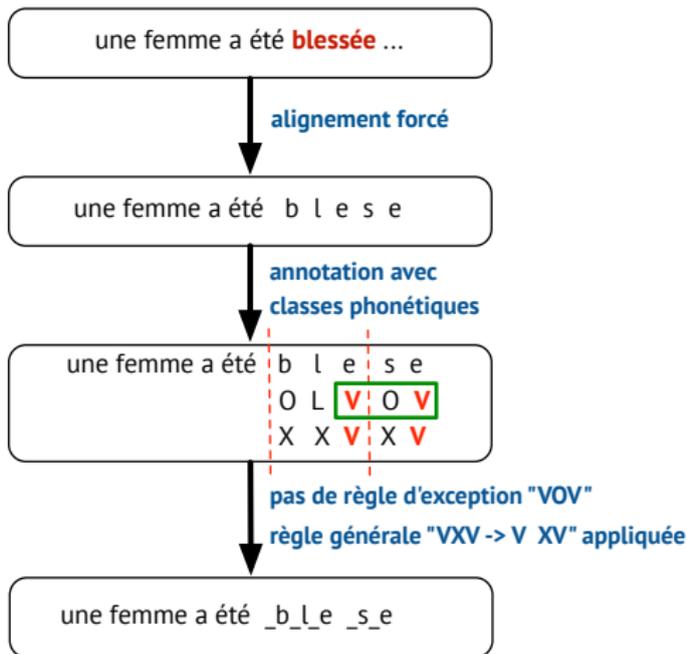
Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales



Fabrication des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Données textuelles des mots et syllabes

- * transcriptions manuelles des corpus de parole
- * critère de selection sur la fréquence d'occurrence des mots
⇒ remplacement mots hors-vocabulaire par des syllabes

Ensembles d'apprentissage d'**ESTER2**, d'**ETAPE** et d'**EPAC**

→ 3,6 millions de mots

ESTER2 & EPAC

- * bulletins d'information français (radio)
- * parole préparée, plus des interviews

ETAPE

- * des débats (radio et télévision)
- * parole spontanée

● Outil d'apprentissage : SRILM

Vocabulaires hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

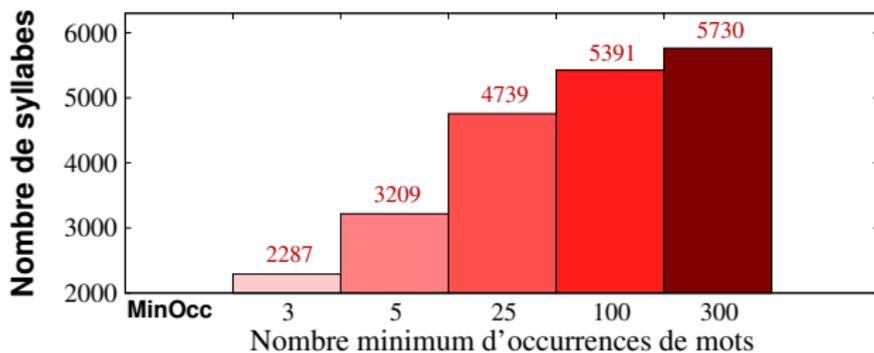
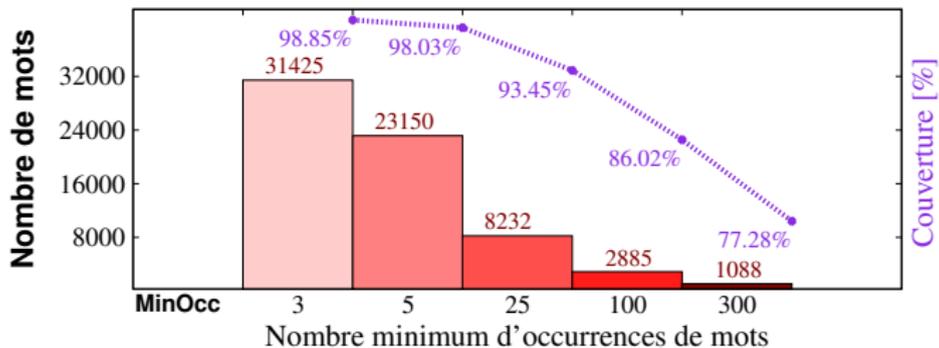
Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales



RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- **Données d'évaluation**

- * ensemble de développement d'ESTER2 (parole préparée)
- * ensemble de développement d'ETAPE (parole spontanée)

- Outils de décodage de la parole : **Sphinx3, PocketSphinx**

- **Données d'évaluation**

- * ensemble de développement d'ESTER2 (parole préparée)
- * ensemble de développement d'ETAPE (parole spontanée)

- Outils de décodage de la parole : **Sphinx3, PocketSphinx**

Modèles acoustiques

- * **phonétiques HMM-GMM** dépendants du contexte
- * appris sur 300 heures de parole
 - ensembles d'apprentissage d'ESTER2, d'ETAPE et d'EPAC

Évaluation des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle de mots : une femme a été blessée

Modèle hybride : une femme a été _b_l_e _s_e

Évaluation des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle de mots : une femme a été blessée

Modèle hybride : une femme a été _b_l_e _s_e

- **Performance des modèles hybrides**

- * taux d'erreur phonétique

Évaluation des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle de mots : une femme a été blessée

Modèle hybride : une femme a été _b_l_e _s_e

● Performance des modèles hybrides

- * taux d'erreur phonétique
- * taux de mots dans la transcription automatique

Évaluation des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle de mots : une femme a été blessée

Modèle hybride : une femme a été _b_l_e _s_e

● Performance des modèles hybrides

- * taux d'erreur phonétique
- * taux de mots dans la transcription automatique
- * taux de mots et de syllabes correctement reconnus

Évaluation des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle de mots : une femme a été blessée

Modèle hybride : une femme a été _b_l_e _s_e

● Performance des modèles hybrides

- * taux d'erreur phonétique
- * taux de mots dans la transcription automatique
- * taux de mots et de syllabes correctement reconnus
- * taux de mots hors-vocabulaire reconnus par des syllabes

Évaluation des modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle de mots : une femme a été blessée

Modèle hybride : une femme a été _b_l_e _s_e

● Performance des modèles hybrides

- * taux d'erreur phonétique
- * taux de mots dans la transcription automatique
- * taux de mots et de syllabes correctement reconnus
- * taux de mots hors-vocabulaire reconnus par des syllabes

● Analyse des **mesure de confiance sur les mots**

→ décomposer en phonèmes les mots ayant une faible MC

Taux d'erreur phonétique

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

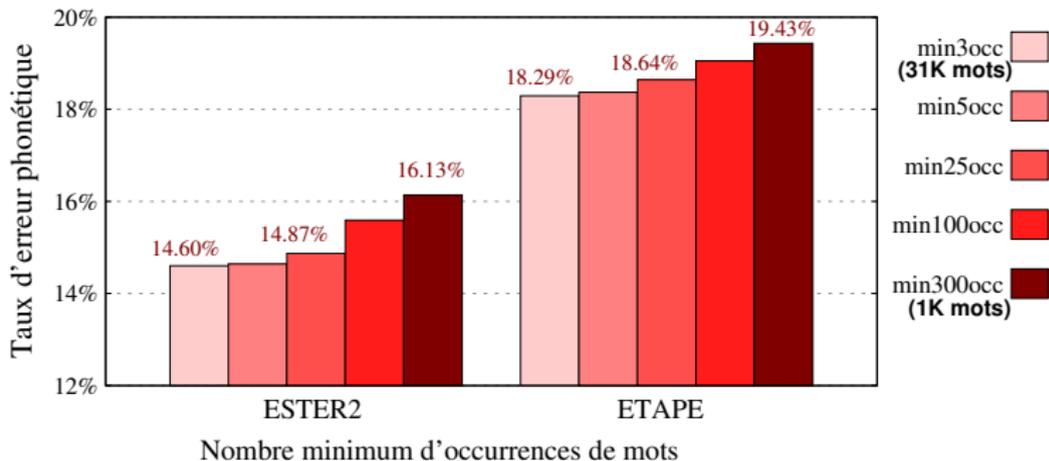
Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales



⇒ '**min3occ**' (31K mots) : 14,60% PER sur ESTER2, 18,29% sur ETAPE

Taux d'erreur phonétique

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

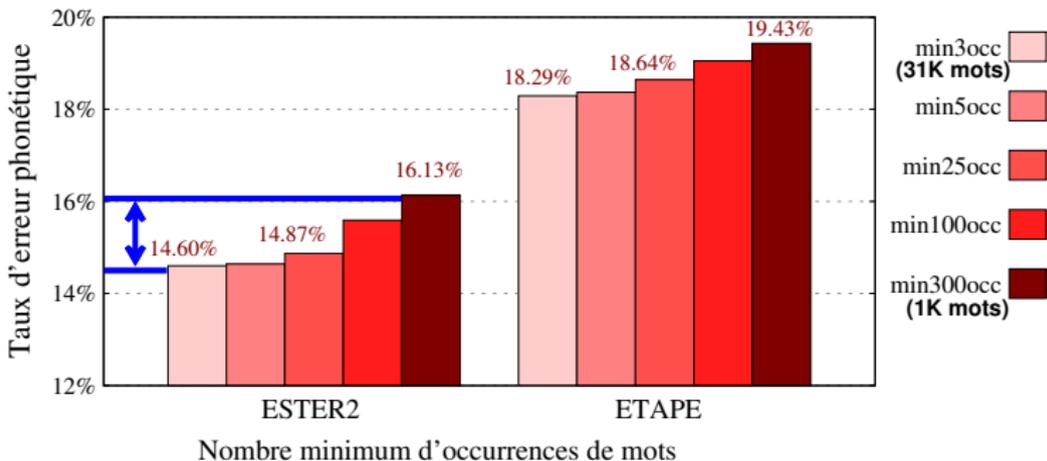
Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales



⇒ différence de performance de 1,5% { le plus grand vocabulaire (31K mots)
le plus petit vocabulaire (1K mots)

Taux d'erreur phonétique

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et approche

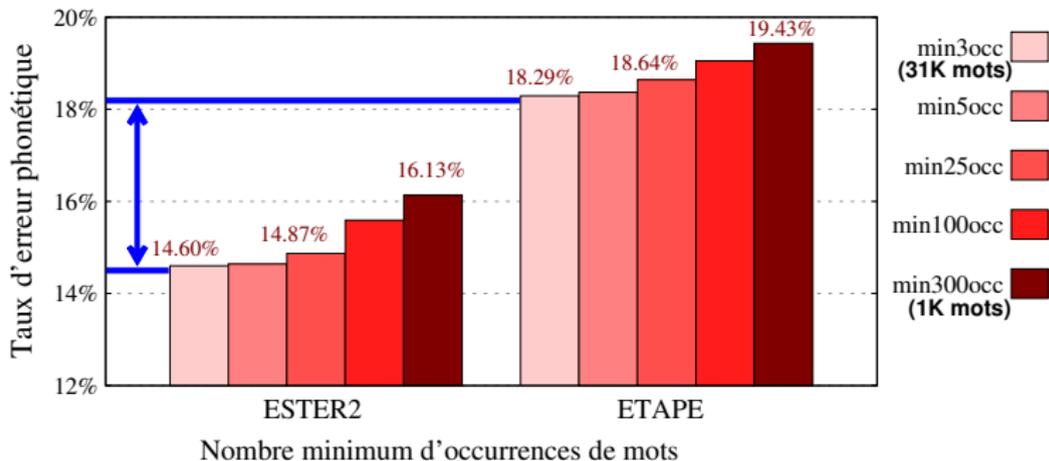
Expérimentations

Conclusions

Ajout de nouveaux mots

Détection de questions

Conclusions générales



⇒ différence de performance de 3,7% { contexte de parole préparée
contexte de parole spontanée

Taux de mots produits par le décodeur

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

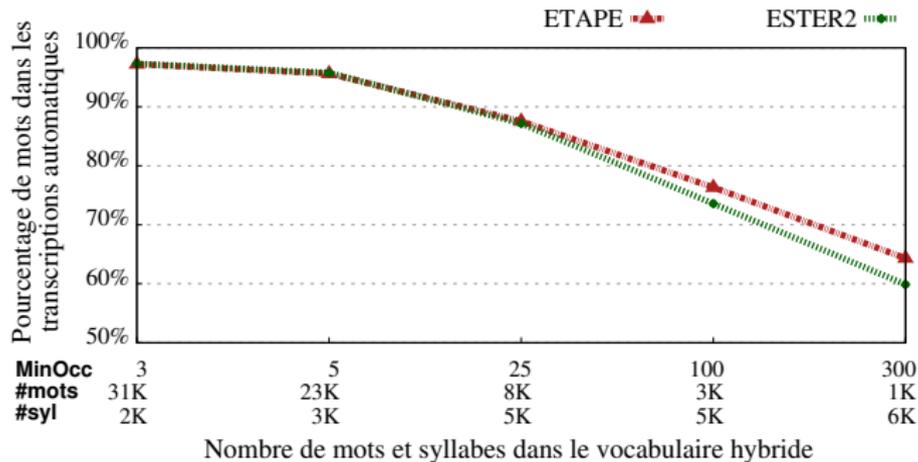
Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales



⇒ les sorties de reconnaissance contiennent essentiellement des mots

Mots et syllabes correctement reconnus

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et approche

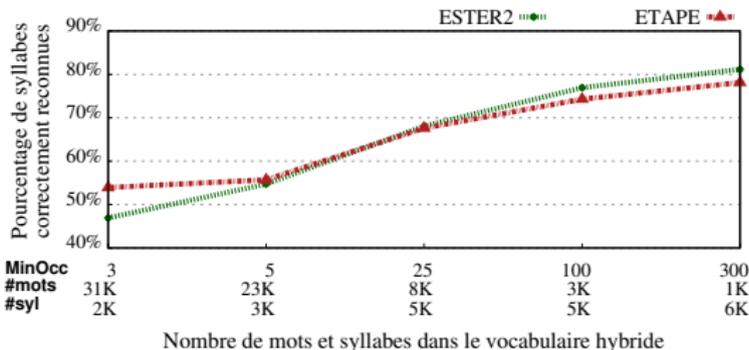
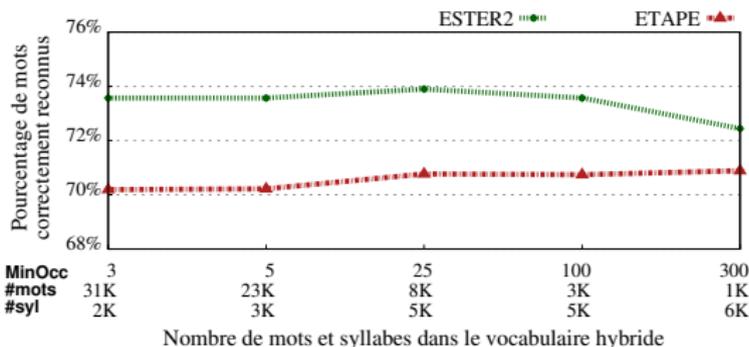
Expérimentations

Conclusions

Ajout de nouveaux mots

Détection de questions

Conclusions générales



Décodage des mots hors-vocabulaire

RAPSODIE

L'ensemble de développement du corpus ESTER2 : 41K occ. de mots

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

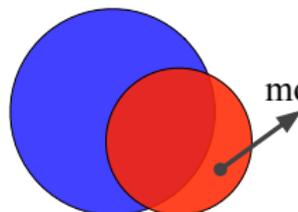
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

	min3occ	min5occ	min25occ	min100occ	min300occ
% occ mots HV	4,34 %	5,11 %	9,51 %	16,98 %	26,04 %

mots du modèle



mots hors-vocabulaire

mots du corpus de test

Décodage des mots hors-vocabulaire

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

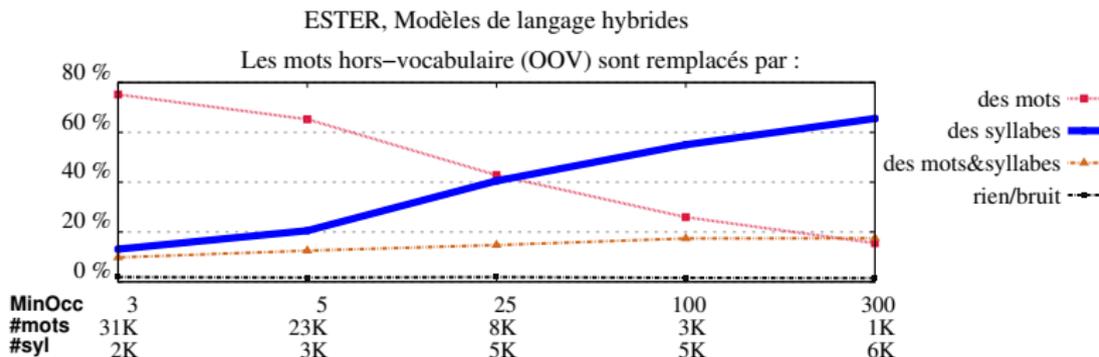
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

L'ensemble de développement du corpus ESTER2 : 41K occ. de mots

	min3occ	min5occ	min25occ	min100occ	min300occ
% occ mots HV	4,34 %	5,11 %	9,51 %	16,98 %	26,04 %



⇒ 'min3occ' : 75% de mots hors-vocabulaire sont remplacés par d'autres mots

⇒ 'min300occ' : 66% de mots hors-vocabulaire sont remplacés par des syllabes

Mesures de confiance sur les mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

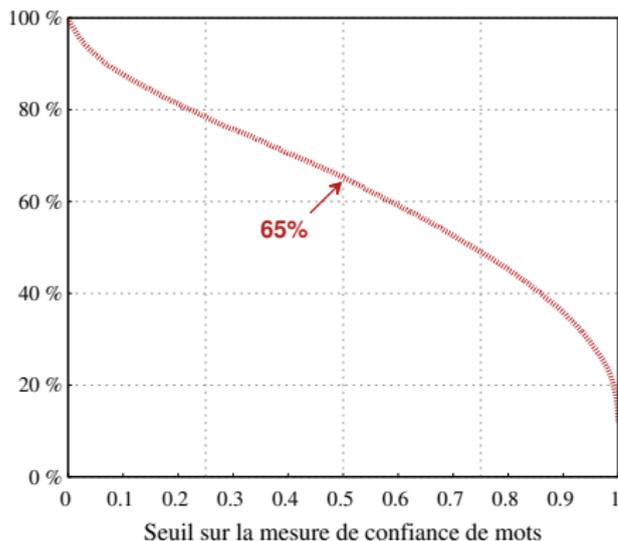
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle évalué
"min3occ"

Mots avec une mesure de confiance supérieure au seuil



⇒ 65% de mots ont une mesure de confiance supérieure à 0,5

Mesures de confiance sur les mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

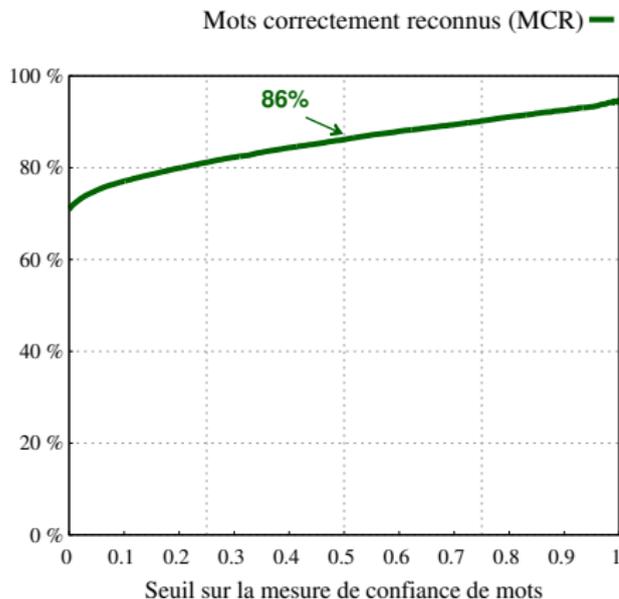
Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle évalué
"min3occ"



⇒ 86% de mots qui ont une mesure de confiance supérieure à 0,5 sont correctement reconnus

Mesures de confiance sur les mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

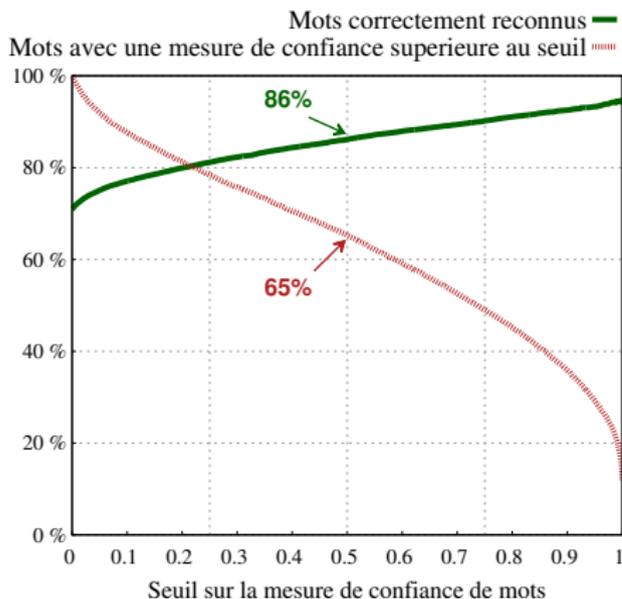
Expérimentations
Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

Modèle évalué
" min3occ "



⇒ les mesures de confiance sur les mots sont pertinentes

⇒ 65% mots $MC \geq 0,5$ dont 86% sont correctement reconnus

Conclusions sur les modèles hybrides

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Problématique et
approche

Expérimentations

Conclusions

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

- notre solution de modélisation hybride prend en compte les **prononciations réelles**
- les sorties de reconnaissance contiennent essentiellement des mots
- plus de 70% de mots sont correctement reconnus
- les mesures de confiance sont pertinentes pour sélectionner les mots bien reconnus
- une quantité plus grande de syllabes dans le corpus d'apprentissage
 - * améliore le taux de syllabes correctement reconnues
 - * améliore le taux de mots hors-vocabulaire décodés par des syllabes

Sommaire

- 1 Modèles hybrides
- 2 Ajout de nouveaux mots**
- 3 Détection de questions
- 4 Conclusions générales

● Problématique

- * mots hors-vocabulaire fréquemment prononcés
 - ▷ ex: mots spécifiques à un certain domaine

● L'ajout d'un nouveau mot implique

- * la génération des variantes de prononciations
- * la modification du modèle de langage

État de l'art : ajout de mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Problématique et approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de questions

Conclusions générales

- adaptation du modèle de langage [DeMori et Federico 1999 ; Bellegarda 2004]
- utilisation des modèles de langage basés sur des classes [Brown et al. 1992 ; Suhm et Waibel 1994]
 - * mots associés à une classe par rapport à des étiquettes morphologiques [Prazak et al. 2007]
 - * mots associés à leur classe grammaticale [Allauzen et Gauvain 2005, Martins et al. 2008]
 - * mots associés à la classe de leurs mots similaires (mesure du cosinus entre les vecteurs représentant les mots) [Naptali et al. 2012]
- chercher une liste des n-grammes représentant les nouveaux mots et calculer les probabilités de ces nouveaux n-grammes en se basant sur les probabilités des n-grammes connus [Lecorve et al. 2011]

Approche proposée

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

- sans réapprentissage ou adaptation du modèle de langage
→ nécessite beaucoup de données relatives aux nouveaux mots
- basée sur la **similarité entre mots**

on ignorait encore lundi **soir** les conditions de sa survie
on ignorait encore lundi **matin** les conditions de sa survie

Approche proposée

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

- sans réapprentissage ou adaptation du modèle de langage

→ nécessite beaucoup de données relatives aux nouveaux mots

- basée sur la **similarité entre mots**

on ignorait encore lundi **soir** les conditions de sa survie
on ignorait encore lundi **matin** les conditions de sa survie

→ utiliser **quelques phrases exemples**
pour chaque nouveau mot

→ trouver les mots connus similaires
(**distributions similaires des voisins**)

→ **transposer les probabilités** n-grammes des mots similaires
sur les nouveaux mots

Voisins de nouveaux mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

1. Utilise quelques **phrases exemples** avec le nouveau mot

→ calcule les distributions des voisins du nouveau mot **nW**

$$P_k(w|\mathbf{nW}) \text{ pour } k \in \{\dots, -2, -1, +1, +2, \dots\}$$

Voisins de nouveaux mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Problématique et approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de questions

Conclusions générales

1. Utilise quelques **phrases exemples** avec le nouveau mot

→ calcule les distributions des voisins du nouveau mot **nW**

$$P_k(w|nW) \text{ pour } k \in \{\dots, -2, -1, +1, +2, \dots\}$$

● exemple de nouveau mot : **soir**

● phrases exemples

	-2	-1		+1	+2	
on ignorait	<u>encore</u>	<u>lundi</u>	soir	<u>les</u>	<u>conditions</u>	de sa survie
devine qui vient	<u>dîner</u>	<u>ce</u>	soir			
pas de consigne de	<u>vote</u>	<u>au</u>	soir	<u>du</u>	<u>premier</u>	tour

● voisins prédécesseurs et successeurs

$k = -2$		encore, dîner, vote, ...
$k = -1$		lundi, ce, au, ...
$k = +1$		les, du, ...
$k = +2$		conditions, premier, ...

Voisins de mots connus

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

2. Cherche les mots similaires dans un **corpus de référence**

→ calcule les distributions des voisins de chaque mot connu **kW**

$$P_k(w' | kW) \text{ for } k \in \{\dots, -2, -1, +1, +2, \dots\}$$

Voisins de mots connus

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

2. Cherche les mots similaires dans un **corpus de référence**

→ calcule les distributions des voisins de chaque mot connu **kW**

$$P_k(w'|kW) \text{ for } k \in \{\dots, -2, -1, +1, +2, \dots\}$$

- utilise directement le fichier de compteurs des séquences n-grammes

* 3-gram \Rightarrow maximum 4 voisins $k \in \{-2, -1, +1, +2\}$

- exemples des entrées 3-gram avec le mot connu '**matin**'

" matin	a	été	10"	→ voisin $k = +1$ 'a';	voisin $k = +2$ 'été'
"beau	matin	de	9"	→ voisin $k = -1$ 'beau';	voisin $k = +1$ 'de'
"jusqu'	au	matin	28"	→ voisin $k = -2$ 'jusqu';	voisin $k = -1$ 'au'

- voisins prédécesseurs et successeurs

$k = -2$		jusqu', ...
$k = -1$		beau, au, ...
$k = +1$		de, a, ...
$k = +2$		été, ...

Similarité entre mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

3. Calcule la **divergence KL** entre les distributions de voisins

→ entre chaque mot connu (**kW**) et un nouveau mot (**nW**)

divergence calculé sur chaque position k

$$D_{KL} (P_k(\bullet|\mathbf{kW}) || P_k(\bullet|\mathbf{nW})) = \sum_{w \in V(\mathbf{nW})} P_k(w|\mathbf{kW}) \log \left(\frac{P_k(w|\mathbf{kW})}{P_k(w|\mathbf{nW})} \right)$$

divergence globale

$$D(\mathbf{kW}, \mathbf{nW}) = \sum_k D_k(\mathbf{kW}, \mathbf{nW})$$

4. Sélectionne **les mots les plus similaires** au nouveau mot

→ ceux ayant des divergences minimales

Similarité entre mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

4. Sélectionne **les mots les plus similaires** au nouveau mot

→ ceux ayant des divergences minimales

Exemples de mots similaires :

soir	→	matin, midi, dimanche, samedi, vendredi
soirs	→	temps, joueurs, matchs, pays, matches
gouvernement	→	parti, président, peuple, roi, mouvement
gouvernements	→	ministres, partis, syndicats, services, pays

5. **Transpose les probabilités** n-grammes des mots similaires sur les nouveaux mots

- cherche les n-grammes qui contiennent les mots similaires
- remplace les 'mots similaires' par le 'nouveau mot'
- ajoute les nouveau n-grammes dans le nouveau modèle de langage

Ajout des n-grammes

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

5. Transpose les probabilités n-grammes des mots similaires sur les nouveaux mots

- cherche les n-grammes qui contiennent les mots similaires
 - remplace les 'mots similaires' par le 'nouveau mot'
 - ajoute les nouveau n-grammes dans le nouveau modèle de langage
-

● nouveau mot "soir" similaire au mot connu "matin"

● n-grammes connus (dans le modèle de langage)

"-1.48214 possible ce **matin**"

"-1.404164 **matin** ajoute que"

● nouveaux n-grammes (à ajouter dans le nouveau modèle de langage)

"-1.48214 possible ce **soir**"

"-1.404164 **soir** ajoute que"

Contexte expérimental

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

- Sélectionne les nouveaux mots à ajouter dans le ML

⇒ **44 nouveaux mots**

- Configuration pour la recherche les mots similaires

- * phrases basés sur les unités " **mot**|classe grammaticale"

qui|PRO:REL **vient**|VER:pres **dîner**|VER:infi **ce**|PRO:DEM **soir**|NOM

- * 4 voisins pour chaque mot : $k \in \{-2, -1, +1, +2\}$

- Évaluer l'impact du

- * nombre de phrases exemples pour un nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)
- * nombre de mots similaires pour un nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)

Contexte expérimental

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

- modèle de langage **BASELINE**
 - * modèle grand vocabulaire appris par interpolation
 - * les 44 nouveaux mots ne sont pas présents dans le modèle
- modèle de langage **ORACLE**
 - * modèle grand vocabulaire appris par interpolation
 - * les 44 nouveaux mots sont présents dans le modèle
- 4 modèles de langage **LM-INTERP-1,-2,-3,-4**
 - * modèle grand vocabulaire appris par interpolation
 - sur les mêmes ensembles de données que 'BASELINE'
 - plus les phrases exemples pour chaque nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)
 - * les 44 nouveaux mots sont présents dans le modèle

⚠️ poids optimaux d'interpolation estimés sur le corpus d'ETAPE (dév)
→ les 44 nouveaux mots ont une fréquence d'occurrence de 0,93%

- **Nouveaux modèles de langage** ('baseline+1-,2-,3-grams')
 - * en ajoutant des 1-,2-,3-grammes de nouveaux mots dans BASELINE
 - * nouveaux n-grammes choisis en fonction du
 - ▷ nombre de phrases exemples par nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)
 - ▷ nombre de mots similaires par nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)

Taille des modèles

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Nouveaux modèles de langage ('baseline+1-,2-,3-grams')

- * en ajoutant des 1-,2-,3-grammes de nouveaux mots dans BASELINE
- * nouveaux n-grammes choisis en fonction du
 - ▷ nombre de phrases exemples par nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)
 - ▷ nombre de mots similaires par nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)

	baseline	'baseline+1-,2-,3-grams'		ORACLE
		5 phrases exemple 5 mots similaires	50 phrases exemple 50 mots similaires	
#2-grams	37,1	38,0	[+2%]	43,3
#3-grams	63,1	67,2	[+6%]	80,1

Nombre [en millions] de 2-grams et de 3-grams

Taille des modèles

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Nouveaux modèles de langage ('baseline+1-,2-,3-grams')

- * en ajoutant des 1-,2-,3-grammes de nouveaux mots dans BASELINE
- * nouveaux n-grammes choisis en fonction du
 - ▷ nombre de phrases exemples par nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)
 - ▷ nombre de mots similaires par nouveau mot (5, 10, 20 ou 50)

	baseline	'baseline+1-,2-,3-grams'				ORACLE
		5 phrases exemple 5 mots similaires		50 phrases exemple 50 mots similaires		
#2-grams	37,1	38,0	[+2%]	40,7	[+10%]	43,3
#3-grams	63,1	67,2	[+6%]	94,2	[+49%]	80,1

Nombre [en millions] de 2-grams et de 3-grams

Évaluation de l'approche

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

**Ajout de
nouveaux mots**

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Expérimentations

- * les ML sont évalués sur l'ensemble de développement d'ESTER2
- * les 44 nouveaux mots ont une fréquence d'occurrence de 1,33%

● Compare les performances des modèles de langage

- * taux d'erreur mot (WER)
- * taux de nouveaux mots correctement reconnus

Taux d'erreur mot (WER)

BASELINE **26,97%**
ORACLE **24,80%**

 1,33% d'occurrences
des 44 nouveaux mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

**Ajout de
nouveaux mots**

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

Taux d'erreur mot (WER)

BASELINE 26,97%

ORACLE 24,80%

		LM-INTERP	'baseline+1-,2-,3-grams'			
			# de mots similaires			
			5	10	20	50
# phrases exemples	5		25,78	25,83	25,96	26,01
	10		25,74	25,84	25,96	26,05
	20		25,63	25,68	25,92	25,95
	50		25,68	25,75	25,82	25,99

⇒ des meilleures performances sont obtenues avec **peu de mots similaires** (5) et avec un **nombre raisonnable de phrases exemples** (20-50)

⇒ l'ajout de n-grammes pour les nouveaux mots fournit une **amélioration absolue de 1,3%** sur le taux d'erreur mot

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Problématique et approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de questions

Conclusions générales

Taux d'erreur mot (WER)

BASELINE **26,97%**

ORACLE **24,80%**

		LM-INTERP	'baseline+1-,2-,3-grams'			
			# de mots similaires			
			5	10	20	50
# phrases exemples	5	26,12	25,78	25,83	25,96	26,01
	10	26,02	25,74	25,84	25,96	26,05
	20	25,81	25,63	25,68	25,92	25,95
	50	25,68	25,68	25,75	25,82	25,99

⇒ les modèles 'baseline+1-,2-,3-grams' surpassent les modèles 'LM-INTERP'

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

Taux de nouveaux mots bien reconnus

RAPSODIE

Luiza Orosanu

BASELINE	0,00%
ORACLE	85,45%

Contexte

Modèles hybrides

**Ajout de
nouveaux mots**

Problématique et
approche

Expérimentations

Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

Taux de nouveaux mots bien reconnus

BASELINE 0,00%
ORACLE 85,45%

		LM-INTERP	'baseline+1-,2-,3-grams'			
			# de mots similaires			
			5	10	20	50
# phrases exemples	5		64,90	61,09	58,36	56,72
	10		63,09	61,09	57,09	55,27
	20		68,72	65,81	61,27	58,18
	50		68,54	63,45	61,81	57,09

⇒ des meilleures performances sont obtenues avec **peu de mots similaires** (5) et avec un **nombre raisonnable de phrases exemples** (20-50)

⇒ l'ajout de n-grammes pour les nouveaux mots permet de **reconnaître correctement 69% des nouveaux mots**

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Problématique et approche

Expérimentations

Détection de questions

Conclusions générales

Taux de nouveaux mots bien reconnus

BASELINE 0,00%
ORACLE 85,45%

		LM-INTERP	'baseline+1-,2-,3-grams'			
			# de mots similaires			
			5	10	20	50
# phrases exemples	5	44,72	64,90	61,09	58,36	56,72
	10	47,45	63,09	61,09	57,09	55,27
	20	54,18	68,72	65,81	61,27	58,18
	50	59,63	68,54	63,45	61,81	57,09

⇒ les modèles 'baseline+1-,2-,3-grams' surpassent les modèles 'LM-INTERP'

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Détection de
questions

Conclusions
générales

Conclusions sur l'ajout de nouveaux mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Problématique et approche

Expérimentations

Conclusions

Détection de questions

Conclusions générales

- notre approche d'utiliser la similarité entre mots pour l'ajout de nouveaux n-grammes dans un modèle est efficace
- l'ajout de n-grammes pour les nouveaux mots fournit une amélioration absolue de **1,3%** sur le taux d'erreur mot et permet de reconnaître correctement **69%** des nouveaux mots
- les nouveaux modèles surpassent les modèles interpolés

Sommaire

- 1 Modèles hybrides
- 2 Ajout de nouveaux mots
- 3 Détection de questions**
- 4 Conclusions générales

Détection de questions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de nouveaux mots

Détection de questions

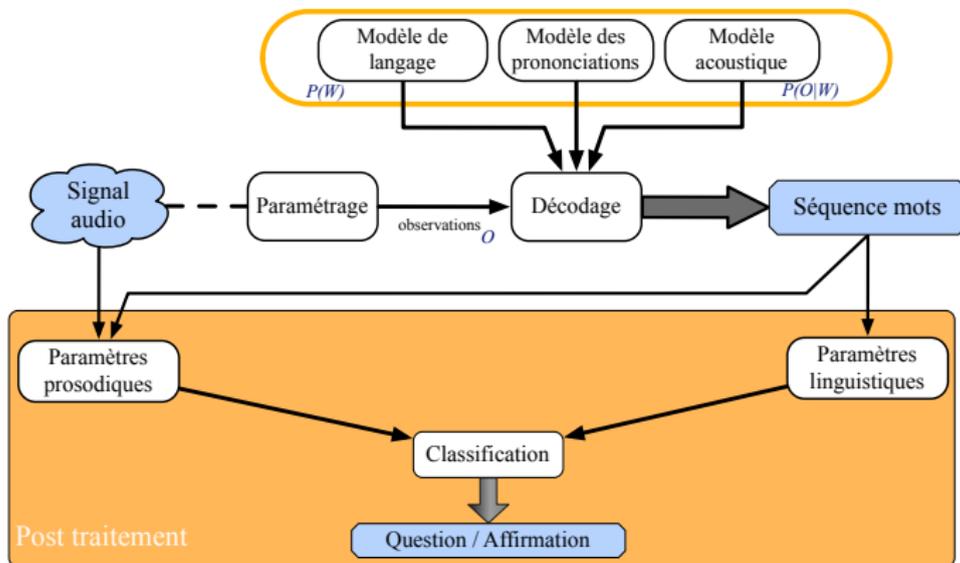
Problématique et approche

Expérimentations

Conclusions

Conclusions générales

Objectif : déterminer à partir de la transcription automatique si la phrase est une question ou une affirmation



État de l'art : détection de la modalité

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

● paramètres prosodiques

- * calculés sur les dernières 700ms du signal
(détection de questions, affirmations, exclamations françaises) [Kral et al. 2005]
- * calculés sur phrase complète
(détection de questions françaises) [Quang et al. 2006]
- * calculés sur 3 parties du signal
(détection de questions arabes) [Khan et al. 2010]

● combinaison des paramètres prosodiques et linguistiques

- * sur données correctes
[Liscombe et al. 2006, Quang et al. 2007, Margolis et Ostendorf 2011]
- * sur transcriptions automatiques
[Jurafsky et al. 1997, Boakye et al. 2009, Kolar et Lamel 2012]

Approche

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

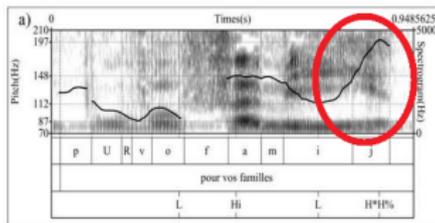
Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

● classifieur prosodique

→ phrases perçues comme questions par le biais de l'intonation



● classifieur linguistique

→ phrases perçues comme des questions par le biais de formes interrogatives

- * **qu'est ce qu'on** doit comprendre ?
- * **est ce que** vous souhaitez une confrontation ?

● classifieur combiné : utilise les deux types d'information

Paramètres prosodiques et linguistiques

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- 24 paramètres prosodiques calculés sur la phrase entière
 - * 2 paramètres **généraux**
 - * 4 paramètres liés à l'**énergie**
 - * 18 paramètres liés à la **fréquence fondamentale** (F0)

Paramètres prosodiques et linguistiques

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- 24 paramètres prosodiques calculés sur la phrase entière
 - * 2 paramètres **généraux**
 - * 4 paramètres liés à l'**énergie**
 - * 18 paramètres liés à la **fréquence fondamentale** (F0)
- 3 paramètres linguistiques
 - * présence des motifs interrogatifs

quel, quelle, quels, quelles, comment, combien, pourquoi,
est ce que, est ce qu', qu' est ce, qu' est ce que, qu' est ce qu'

Paramètres prosodiques et linguistiques

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- 24 paramètres prosodiques calculés sur la phrase entière
 - * 2 paramètres **généraux**
 - * 4 paramètres liés à l'**énergie**
 - * 18 paramètres liés à la **fréquence fondamentale** (F0)
- 3 paramètres linguistiques
 - * présence des motifs interrogatifs

quel, quelle, quels, quelles, comment, combien, pourquoi,
est ce que, est ce qu', qu' est ce, qu' est ce que, qu' est ce qu'

$$\text{LLR}(\text{phrase}) = \text{Log} \left(\frac{P(\text{phrase} | \text{ML-question})}{P(\text{phrase} | \text{LM-affirmation})} \right)$$



Contexte expérimental

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Ensembles de **questions et affirmations**
 - * extraits des corpus textuels en fonction de la ponctuation (?.)
- Données pour **apprendre les modèles de langage**
 - * corpus textuel GigaWord : #89K questions, #16M affirmations
- Données pour **apprendre et évaluer les classifieurs**
 - * corpus audio Ester, Etape, Epac (transcrits manuellement)

	#questions	#affirmations
apprentissage	10.5K	10.5K
évaluation	0.9K	7.7K

Classification question / affirmation

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classifieur à base de **règles de décision** (JRip, outil WEKA)
- 2 configurations
 - * **transcriptions manuelles** (0% taux d'erreur mot)
 - * **transcriptions automatiques** (26% taux d'erreur mot)
- métrique de performance

$$\frac{1}{H} = \frac{1}{2} * \left(\frac{1}{\text{questionsCC}} + \frac{1}{\text{affirmationsCC}} \right)$$

questionsCC = pourcentage de questions correctement classées

affirmationsCC = pourcentage d'affirmations correctement classées

Impact des transcriptions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

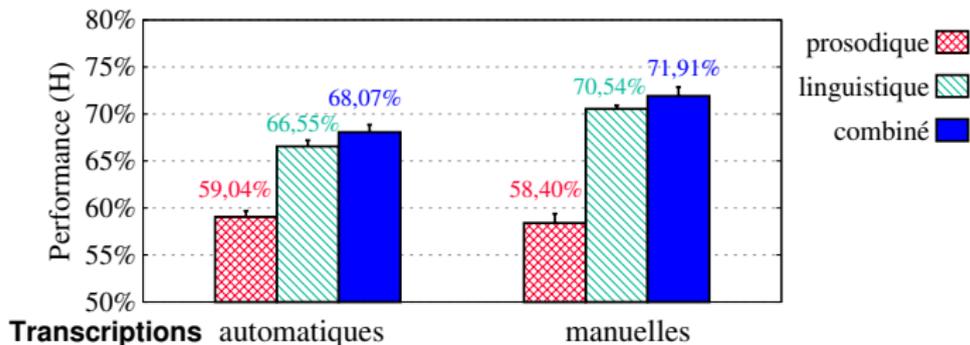
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur transcriptions **manuelles** et **automatiques**



Impact des transcriptions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

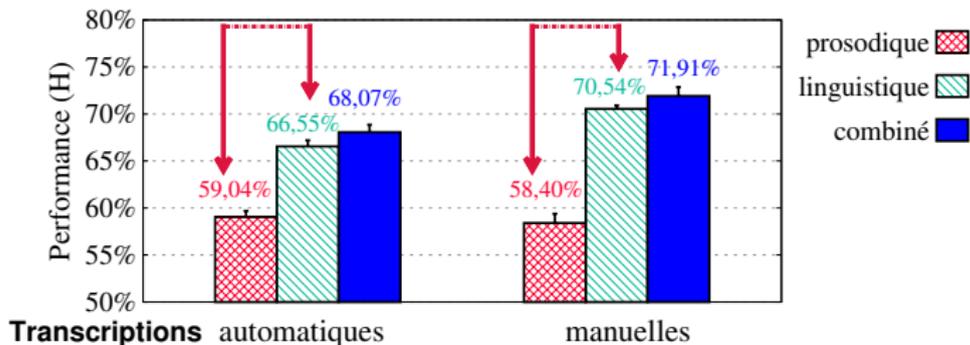
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur transcriptions **manuelles** et **automatiques**



⇒ les classifieurs **linguistiques** surpassent les classifieurs **prosodiques**

Impact des transcriptions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

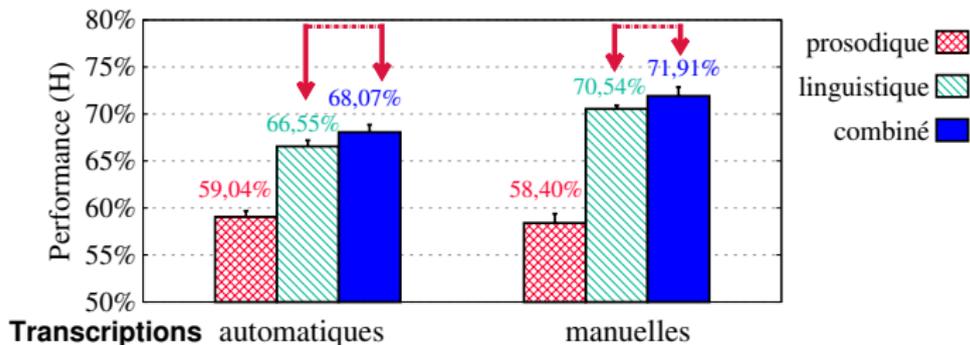
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur transcriptions **manuelles** et **automatiques**



⇒ les classifieurs **combinés** surpassent les classifieurs **linguistiques**

Impact des transcriptions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

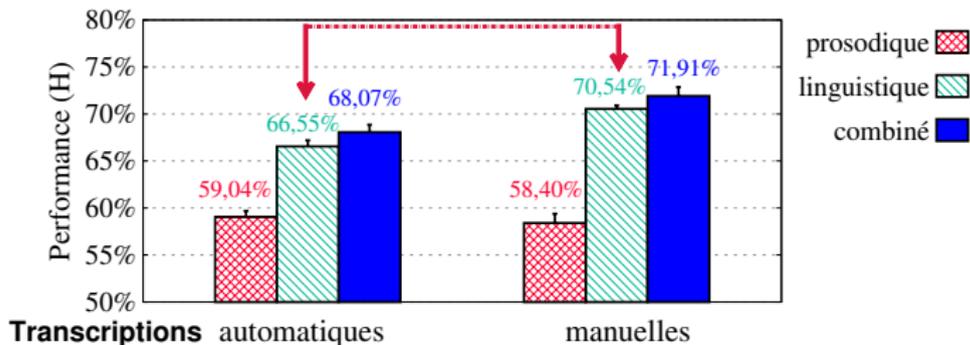
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur transcriptions **manuelles** et **automatiques**



- ⇒ les classifieurs **linguistiques** : perte de performance de 4%
entre les transcriptions manuelles et automatiques

Impact des transcriptions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

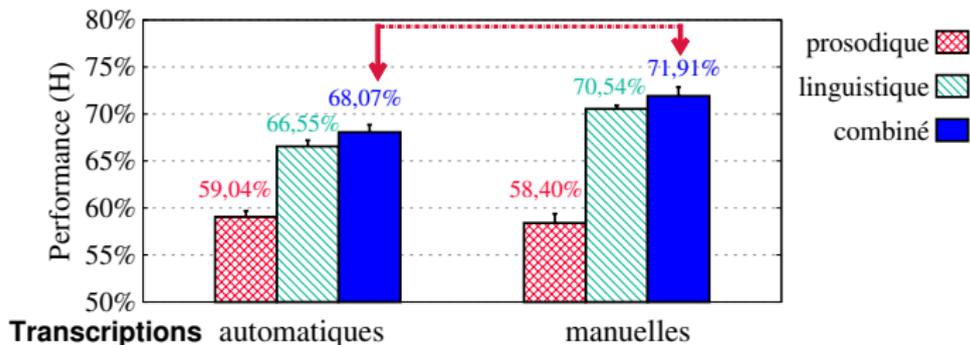
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur transcriptions **manuelles** et **automatiques**



- ⇒ les classifieurs **combinés** : perte de performance de 3,8%
entre les transcriptions manuelles et automatiques

Impact de la parole spontanée

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

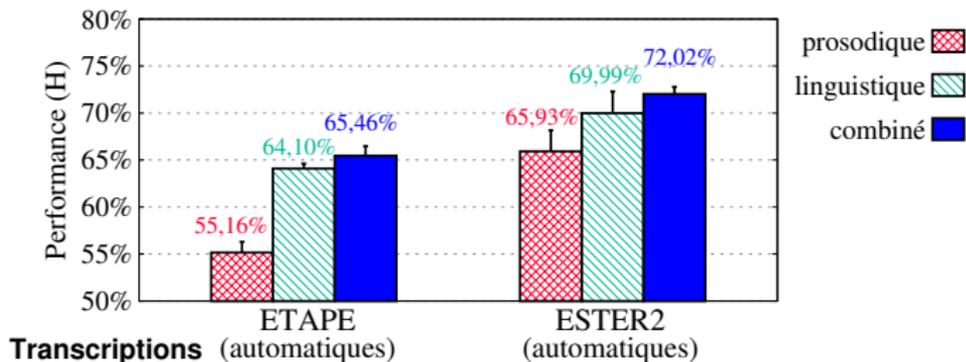
Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur **parole préparée** (ESTER2) et **spontanée** (ETAPE)



- ⇒ meilleure performance sur parole préparée (ESTER2)
que sur parole spontanée (ETAPE)

Impact des frontières des phrases

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche

Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- Classification sur **frontières des phrases** imparfaites

→ modifie les frontières prédéfinies des phrases

- ▷ en décalant chaque frontière (gauche ou droite) au hasard $\pm 300ms$
- ▷ en décalant chaque frontière (gauche ou droite) au hasard $\pm 1000ms$
- ▷ en extrayant le plus long segment délimité par des silences

Impact des frontières des phrases

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

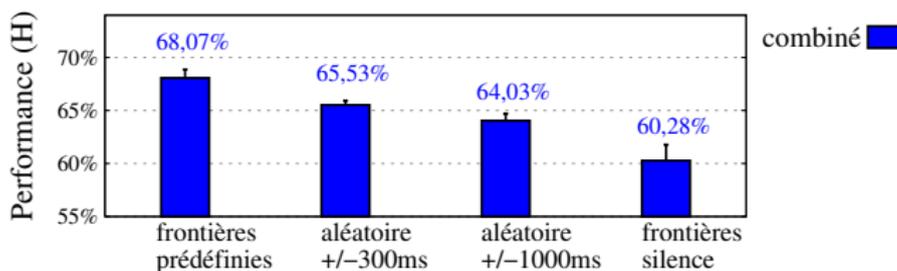
Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

● Classification sur **frontières des phrases** imparfaites

→ modifie les frontières prédéfinies des phrases

- ▷ en décalant chaque frontière (gauche ou droite) au hasard $\pm 300ms$
- ▷ en décalant chaque frontière (gauche ou droite) au hasard $\pm 1000ms$
- ▷ en extrayant le plus long segment délimité par des silences



⇒ la perte de performance varie entre 2,5% et 7,8%

⇒ 65% d'entrées correctement classées pour des petites variations

Conclusions sur la détection de questions

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Problématique et
approche
Expérimentations
Conclusions

Conclusions
générales

- la combinaison de paramètres prosodiques et linguistiques offre la meilleure performance de classification
 - 72% sur les transcriptions manuelles
 - 68% sur les transcriptions automatiques
- l'essentiel de l'information pour la détection de la modalité des énoncés provient du contenu linguistique de l'énoncé
- la prosodie apporte un complément d'information
- meilleure performance sur parole préparée que sur parole spontanée
- il est important de bien définir les frontières de phrases pour la tâche de la détection de questions

Sommaire

- 1 Modèles hybrides
- 2 Ajout de nouveaux mots
- 3 Détection de questions
- 4 Conclusions générales**

● Conclusions

- * combinaison mots et syllabes est une approche prometteuse
- * permet d'approximer les prononciations de mots hors-vocabulaire

● Perspectives

- * **augmenter la quantité des syllabes** dans le corpus d'apprentissage
 - ⇒ combiner des données de parole transcrites manuellement avec des données purement textuelles
 - ▷ comment passer du texte à une phonétisation représentative de prononciations
 - ▷ comment gérer les e-muets et les liaisons

Ajout de nouveaux mots

RAPSODIE

Luiza Orosanu

Contexte

Modèles hybrides

Ajout de
nouveaux mots

Détection de
questions

Conclusions
générales

● Conclusions

- * notre approche d'utiliser la similarité entre mots pour l'ajout de nouveaux n-grammes dans un modèle est efficace

● Perspectives

- * prendre en compte **plus d'information** pour chercher des mots similaires pour un nouveau mot
- * **selectionner les n-grammes** à insérer dans le modèle
- * **améliorer les modèles de langage habituels**
 - en estimant de nouveaux n-grammes pour les mots peu fréquents dans le corpus textuel d'apprentissage

● Conclusions

- * bonne performance de classification: 72% sur les transcriptions manuelles et 68% sur les transcriptions automatiques

● Perspectives

- * évaluer la performance du système en contexte réel de dialogue
- * déterminer l'**impact de fausses détections** sur la compréhension du message transcrit par des personnes sourdes
- * prendre en compte **mesures de confiance sur les mots**

**Merci pour votre
attention !**

Questions ?

Annexe

- Taux d'erreur phonétique **PER** (*Phoneme Error Rate*)

$$PER = \frac{\#Insertions + \#Omissions + \#Substitutions}{\#phonèmes}$$

REF:	b	on	ge	u	r
HYP:	r	an	ge	swa	*
EVAL:	S	S		S	0

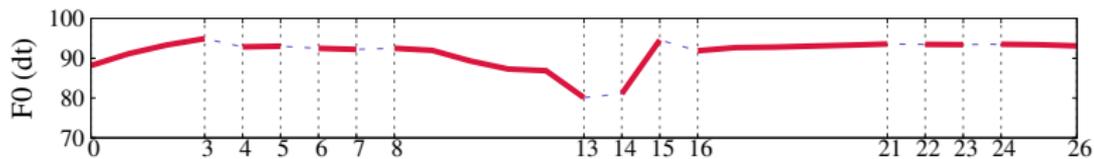
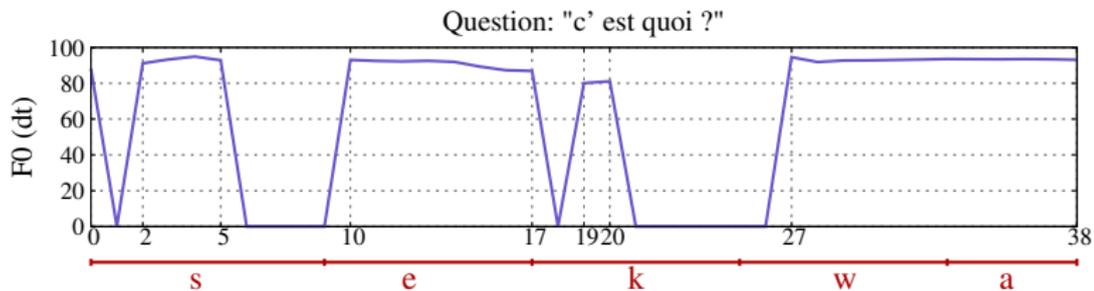
Annexe

- 24 paramètres prosodiques calculés sur la phrase entière
 - * 2 paramètres **généraux**
 - ▷ la durée du segment
 - ▷ la vitesse d'élocution
 - * 4 paramètres liés à l'**énergie**
 - ▷ la moyenne et l'écart type des log-énergies des voyelles
 - ▷ la pente des logarithmes des énergies
 - ▷ la pente "finale" des logarithmes des énergies
 - * 18 paramètres liés à la **fréquence fondamentale** (F0)
 - ▷ le nombre des trames ayant des valeurs F0 ($\neq 0$)
 - ▷ la moyenne et l'écart type des valeurs F0 ($\neq 0$) des voyelles
 - ▷ la dernière valeur F0 ($\neq 0$)
 - ▷ la pente de F0
 - ▷ la pente "finale" de F0
 - ▷ 7 paramètres calculés sur des segments "isolés"
 - ▷ 5 paramètres calculés sur des trames consécutives (ignorant les valeurs F0 nulles)

Annexe

id.	description
C0	la durée du segment (nombre de trames)
C1	la vitesse d'élocution (nombre de voyelles par seconde)
C2,C3	la moyenne et l'écart type des logarithmes des énergies des voyelles
C4	la pente des logarithmes des énergies
C5	la pente "finale" des logarithmes des énergies
C6	le nombre des trames ayant des valeurs F0 non-nulles
C7,C8	la moyenne et l'écart type des valeurs F0 (non-nulles) des voyelles
C9	la dernière valeur F0 (non nulle)
C10	la pente de F0
C11	la pente "finale" de F0
C12	la pente de F0 minimale (sur segment isolé)
C13	la pente de F0 maximale (sur segment isolé)
C14	le nombre de pentes de F0 ascendantes (sur segments isolés)
C15	le nombre de pentes de F0 descendantes (sur segments isolés)
C16	la moyenne des pentes de F0 ascendantes (sur segments isolés)
C17	la moyenne des pentes de F0 descendantes (sur segments isolés)
C18	la déviation moyenne des pentes de F0 (sur segments isolés)
C19	le nombre de pentes de F0 ascendantes (sur trames consécutives)
C20	le nombre de pentes de F0 descendantes (sur trames consécutives)
C21	la moyenne des pentes de F0 ascendantes (sur trames consécutives)
C22	la moyenne des pentes de F0 descendantes (sur trames consécutives)
C23	la déviation moyenne des pentes de F0 (sur trames consécutives)

Annexe



Annexe

- probabilité que la phrase soit une question (**lexLLR**, **synLLR**)

→ par rapport à deux modèles de langage de référence

$$\text{LLR}(\text{phrase}) = \text{Log} \left(\frac{P(\text{phrase}|\text{ML-question})}{P(\text{phrase}|\text{LM-affirmation})} \right)$$

- * $\text{LLR} \geq 0$ → susceptible d'être une question
- * $\text{LLR} < 0$ → susceptible d'être une affirmation



lexLLR

modèles de langage **lexicaux**
appliqués sur la **séquence de mots**

synLLR

modèles de langage **syntactique** appliqués
sur la **séquence de classes grammaticales**

Annexe

Corpus textuel GigaWord

- * extraction d'**affirmations** : phrases se finissant par un '.' [#16M]
- * extraction de **questions** : phrases se finissant par un '?' [#89K]

séquences de mots

question	à quel moment le raid a décidé d'intervenir?
affirmation	nous sommes ensemble pour 60 minutes.



les **modèles de langage lexicaux** des questions et des affirmations

séquences de classes grammaticales (POS)

question	PRP PRO: REL NOM DET: ART NOM VER: pres VER: pper PRP VER: infi
affirmation	PRO: PER VER: pres ADV PRP NUM NOM



les **modèles de langage syntaxiques** des questions et des affirmations

Annexe

Exemple d'une fonction JRip

$(\text{LogP} \leq -0.567956)$	&	$(\text{LogT} \geq -0.103107)$	&	$(\text{LogT} \leq 0.029789)$		$\Rightarrow \text{class}=\text{Affirmation}$	
$(\text{LogP} \geq -1.30874)$	&	$(\text{LogP} \leq -0.294368)$	&	$(\text{LogT} \leq 0.011847)$		$\Rightarrow \text{class}=\text{Affirmation}$	
$(\text{LogP} \geq -1.524116)$	&	$(\text{LogP} \leq -0.190467)$	&	$(\text{LogT} \leq 0.122767)$	&	$(\text{iF} \leq 0)$	$\Rightarrow \text{class}=\text{Affirmation}$
$(\text{LogP} \geq -0.1869)$	&	$(\text{LogP} \leq 0.154082)$	&	$(\text{LogT} \leq 0.046103)$	&	$(\text{iF} \leq 0)$	$\Rightarrow \text{class}=\text{Affirmation}$
$(\text{LogP} \geq -1.052433)$	&	$(\text{LogP} \leq -0.007292)$	&	$(\text{iF} \leq 0)$			$\Rightarrow \text{class}=\text{Affirmation}$
$(\text{LogP} \leq 0.64342)$	&	$(\text{LogT} \geq -0.087156)$	&	$(\text{LogT} \leq 0.0275)$	&	$(\text{iF} \leq 0)$	$\Rightarrow \text{class}=\text{Affirmation}$
else							$\Rightarrow \text{class}=\text{Question}$

Nombre de règles : 7

Performance 66,95% (questionsCC=64,57%, affirmationsCC=69,51%)

Annexe

Matrice de confusion entre questions et affirmations

	nombre	classé question	classé affirmation
question	940	631	309
affirmation	7708	2136	5572

questionsCC=67,13%
affirmationsCC=72,39%
H=69,61%

- **Précision et rappel sur questions**

$$\text{précisionQ} = \frac{631}{631+2136} = 22,80\%$$

$$\text{rappelQ} = \frac{631}{631+309} = 67,13\%$$

$$\Rightarrow \text{fmesureQ} = 34,09\%$$

- **Précision et rappel sur affirmations**

$$\text{précisionA} = \frac{5572}{5572+309} = 94,75\%$$

$$\text{rappelA} = \frac{5572}{5572+2136} = 72,29\%$$

$$\Rightarrow \text{fmeasureA} = 82,01\%$$

- **moyenne pondérée de la F-mesure = 76,80%**

Annexe

Performance d'un système qui répond au hasard (50%-50%)

	nombre	classé question	classé affirmation
question	940	470	470
affirmation	7708	3854	3854

questionsCC=50,00%
affirmationsCC=50,00%
H=50,00%

● Précision et rappel sur questions

$$\text{précisionQ} = \frac{470}{470+3854} = 10,87\%$$

$$\text{rappelQ} = \frac{470}{470+470} = 50,00\%$$

$$\Rightarrow \text{fmesureQ} = 17,86\%$$

Annexe

Add new words into a language model

```
newLM  $\leftarrow$  LM
newNgrams  $\leftarrow$   $\emptyset$ 
# process the reference ngrams
for each ngram  $\in$  LM
    for each kW  $\in$  similarWords(nW)
        if contains(ngram, kW) then
            ngram'  $\leftarrow$  replace(ngram, kW, nW)
            push(newNgrams, ngram')
        end if
    end for
end for
# choose the new ngrams to add to the newLM
S  $\leftarrow$  getUniqueSequences(newNgrams)
for each seq  $\in$  S
    if frequency(seq) = 1 then
        prob  $\leftarrow$  getProbability(seq)
    else
        P  $\leftarrow$  getProbabilities(seq)
        prob  $\leftarrow$  medianProbability(P)
    end if
    push(newLM, "prob seq")
end for
```