Université Sorbonne Nouvelle - Paris 3







Mémoire de M2 Traitement Automatique des Langues Parcours Recherche et Développement

Présenté par Angèle Barbedette

Les actes de dialogue explicites et implicites dans les questions : typologie et classification automatique

Sous la direction de Iris Eshkol-Taravella, Professeur à l'Université Paris Nanterre

Année universitaire 2018-2019

Déclaration sur l'honneur de non plagiat

Je soussignée, Angèle Barbedette, déclare avoir rédigé ce travail sans aides extérieures ni sources autres que celles qui sont citées. Toutes les utilisations de textes préexistants, publiés ou non, y compris en version électronique, sont signalées comme telles. Ce travail n'a été soumis à aucun autre jury d'examen sous une forme identique ou similaire, que ce soit en France ou à l'étranger, à l'université ou dans une autre institution, par moi-même ou par autrui.

Le 05/09/2019,

AR abolitha

Remerciements

Mes remerciements pour la réalisation de ce travail s'adressent tout particulièrement à ma directrice de mémoire, Iris Eshkol-Taravella, pour son suivi, ses conseils, sa bienveillance et sans qui ce sujet qui me tenait à cœur n'aurait pas pu aboutir à un tel résultat.

Je tiens également à remercier Serge Fleury qui m'a donné le goût du TAL dès la troisième année de licence Sciences du Langage et dont les cours dans la salle Bruneau de l'ILPGA resteront inoubliables, ainsi que toute l'équipe pédagogique du master pluriTal dont les enseignements m'ont permis de m'épanouir et de découvrir un domaine que j'aime réellement et qui me passionne.

Je pense finalement à mes proches qui m'ont soutenue, à ma mère qui m'a aidée à relire ce mémoire et à celui qui m'a ravitaillée en jus de pamplemousse et en bons petits plats lorsque j'en avais besoin.

Ces deux années de master ont été marquées par une promotion, des rencontres et des amitiés que je n'oublierai pas (avec une mention spéciale à Alice, ma partenaire de choc pour les cours de M2, Clara, Audrey, Guillaume, Aline, Léa et bien d'autres).

Table des matières

\mathbf{R}	ésum	é	7
In	trod	uction	8
1	Éta	t de l'art	11
	1.1	TAL et pragmatique : avancées et difficultés	11
		1.1.1 Définitions des domaines	11
		1.1.2 Des tâches relevant à la fois de la pragmatique et	
		du TAL	13
	1.2	Implicite et explicite	15
		1.2.1 Enjeux de la conversation : principes, inférences et	
		interprétations	15
		1.2.2 Actes de langage et actes de dialogue	21
	1.3	Exemples de taxonomies pour la classification automa-	
		tique en actes de dialogue	25
	1.4	Bilan : ce qui est à retenir pour la suite de notre travail .	29
2	Cor	pus de travail	31
	2.1	Présentation du corpus	31
		2.1.1 Présentation générale	31
		2.1.2 Architecture du corpus	32
		2.1.3 Format des transcriptions	33
	2.2	Utilisation du corpus	33
3	Mé	thodes	35
	3.1	Constitution du corpus de référence	35
		3.1.1 Typologie de l'implicite pour les questions	35
		3.1.2 Annotations manuelles	38
		3.1.2.1 Processus d'annotation	38
		3.1.2.2 Évaluation	41
	3.2	Pré-traitements et traits linguistiques intégrés	46

		3.2.1	Étiquetage morpho-syntaxique et lemmatisation .	46
		3.2.2	Lexiques	48
		3.2.3	Présentation des features utilisées	49
	3.3	Modèl	le informatique : choix des algorithmes et outils	50
		3.3.1	Outils et algorithmes choisis : vue d'ensemble avec	
			Weka	50
		3.3.2	Random Forest	56
			3.3.2.1 Rassemblement des données	56
			3.3.2.2 Vectorisation avec un TF-IDF	58
			3.3.2.3 Vectorisation avec word2vec	59
			3.3.2.4 Vectorisation avec Flair	60
			3.3.2.5 Expériences réalisées	61
4	Rés	ultats	et discussion	64
	4.1	Rando	om Forest : choix de vectorisation	64
		4.1.1	Vectorisation avec un TF-IDF	64
		4.1.2	Vectorisation avec word2vec	66
		4.1.3	Vectorisation avec flair	67
	4.2	Rando	om Forest : améliorations de l'algorithme	69
		4.2.1	Utilités de la validation croisée	69
		4.2.2	Réglages des hyperparamètres	74
	4.3	Récap	oitulatif des résultats et discussion générale	76
$\mathbf{C}_{\mathbf{c}}$	onclu	ısion e	t perspectives	81
\mathbf{B}^{i}	ibliog	graphic	е	83
\mathbf{A}	nnex	es		86

Table des figures

1.1	Place de la pragmatique relativement à la linguistique	12
1.2	Schéma de la communication selon Jakobson	16
1.3	Schéma de la communication selon Kerbrat-Orecchioni .	16
1.4	Hiérarchie des actes de dialogue pour VERBMOBIL	26
1.5	Task-oriented communicative functions	27
1.6	Dialogue control functions	28
1.7	Exemple annoté suivant la norme ISO 24617-2	29
2.1	Répartition de ESLO1 en nombre d'heures d'enregistrement	32
2.2	Répartition de ESLO2 en nombre d'heures d'enregistrement	32
3.1	Schéma de l'élaboration de la typologie de l'implicite pour	
	les questions	36
3.2	Extrait du fichier $data_to_annotate.xml$ correspondant à	
	la première cible à annoter	40
3.3	Consignes données aux participants pour remplir le for-	
	mulaire	42
3.4	Exemples et contre-exemples donnés aux participants pour	
	remplir le formulaire	43
3.5	Extrait du formulaire d'évaluation	45
3.6	Matrice de confusion de l'explicite avec Naive Bayes	51
3.7	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec Naive Bayes (trois lignes pour Demande d'accord,	
	Demande d'information et une moyenne)	51
3.8	Matrice de confusion pour l'explicite avec IBk	51
3.9	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec IBk (trois lignes pour Demande d'accord, Demande	
	d'information et une moyenne)	51
3.10	· ,	52
3.11	• •	02
0.11	avec SMO (trois lignes pour Demande d'accord, Demande	
	d'information et une moyenne)	52
	a morniagion of the moyemic,	02

3.12	Matrice de confusion pour l'explicite avec J48	52
3.13	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec J48 (trois lignes pour Demande d'accord, Demande	- c
9 1 4	d'information et une moyenne)	52 53
	Matrice de confusion pour l'explicite avec Random Forest Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec Random Forest (trois lignes pour Demande d'accord, Demande d'information et une moyenne)	53
3.16	Matrice de confusion pour l'implicite avec Naive Bayes .	53
	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec Naive Bayes (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)	53
3.18	Matrice de confusion pour l'implicite avec IBk	54
3.19	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec IBk (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une	
2 20	moyenne)	54 57
3.21	Matrice de confusion pour l'implicite avec SMO Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite	54
3.21	avec SMO (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)	54
3 22	Matrice de confusion pour l'implicite avec J48	55
	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec J48 (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)	55
3.24	Matrice de confusion pour l'implicite avec Random Forest	55
	Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec Random Forest (quatre lignes pour Avis, Doute, Vo-	F-F
2.26	lonté et une moyenne)	55 50
	Performances de Flair en comparaison d'autres outils	59 60
3.21	reformances de Fiair en comparaison d'autres outris	60
4.1	Résultats pour la vectorisation avec un TF-IDF	65
4.2	Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour la vectorisation avec un TF-IDF	65
4.3	Résultats pour la vectorisation avec le modèle CBOW de word2vec	66
4.4	Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour la vectorisation avec le modèle CBOW de word2vec	66
4.5	Résultats pour la vectorisation avec le modèle Skip-Gram	67

4.6	Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour
	la vectorisation avec le modèle Skip-Gram de word2vec . 67
4.7	Résultats pour la vectorisation avec Flair
4.8	Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour
	la vectorisation avec Flair
4.9	Résultats de l'expérience 1 sans validation croisée 69
4.10	Résultats de l'expérience 1 avec validation croisée 69
4.11	Résultats de l'expérience 2 sans validation croisée 70
4.12	Résultats de l'expérience 2 avec validation croisée 70
4.13	Résultats de l'expérience 3 sans validation croisée 70
4.14	Résultats de l'expérience 3 avec validation croisée 70
4.15	Résultats de l'expérience 4 sans validation croisée 71
4.16	Résultats de l'expérience 4 avec validation croisée 71
4.17	Résultats de l'expérience 5 sans validation croisée 71
4.18	Résultats de l'expérience 5 avec validation croisée 71
4.19	Résultats de l'expérience 6 sans validation croisée 72
4.20	Résultats de l'expérience 6 avec validation croisée 72
4.21	Résultats de l'expérience 7 sans validation croisée 72
4.22	Résultats de l'expérience 7 avec validation croisée 72
4.23	Résultats de l'expérience 8 sans validation croisée 73
4.24	Résultats de l'expérience 8 avec validation croisée 73
4.25	Résultats de l'expérience 9 sans validation croisée 73
4.26	Résultats de l'expérience 9 avec validation croisée 75
4.27	Hyperparamètres choisis pour chaque expérience 75
4.28	Tableau récapitulatif des résultats
4.29	Répartition de ESLO1 en nombre de documents 87
4.30	Répartition de ESLO2 en nombre de documents 88
4.31	Extrait du fichier original ESLO1_REPAS_275.trs cor-
	respondant à la première cible à annoter 90
	Exemple annoté 1 pour Avis
4.33	Exemple annoté 2 pour Avis
4.34	Exemple annoté 3 pour Avis 91
	Exemple annoté 4 pour Avis
4.36	Exemple annoté 5 pour Avis
4.37	Exemple annoté 1 pour Volonté
4.38	Exemple annoté 2 pour Volonté
	Exemple annoté 3 pour Volonté 94
4.40	Exemple annoté 4 pour Volonté
4.41	Exemple annoté 5 pour Volonté 95
4.42	Exemple annoté 1 pour Doute 95
4.43	Exemple annoté 2 pour Doute 96

4.44 Exemp	ole annoté 3 pour	Doute								96
4.45 Exemp	ole annoté 4 pour	Doute								97
4.46 Exemp	ole annoté 5 pour	Doute								97

Résumé

Ce mémoire s'inscrit dans un travail de recherche pluridisciplinaire ayant pour but de lier les domaines de la pragmatique et du Traitement Automatique des Langues. Nous nous intéresserons plus particulièrement à la façon dont sont exprimées les intentions des locuteurs dans les questions qu'ils posent, aux indices permettant de les interpréter et donc de les traiter automatiquement. Nous proposerons une typologie des actes de dialogue explicites et implicites dans les questions en nous appuyant sur nos recherches et sur un corpus issu d'ESLO (Enquêtes SocioLinguistiques à Orléans) de transcriptions de conversations spontanées enregistrées au cours de repas. Un des enjeux sera de réussir à définir clairement chacune des classes constituant notre typologie et à annoter de façon pertinente et cohérente nos données. Puis, nous procéderons à l'implémentation d'un modèle de classification automatique supervisée auquel nous fournirons des informations sur les questions et leurs contextes d'énonciation nous semblant intéressantes et utiles. Les motivations de ce sujet sont multiples puisqu'elles s'inscrivent dans des problématiques actuelles du TAL telles que la détection d'ironie ou le développement d'agents conversationnels qui nécessitent de comprendre ce qu'un locuteur veut vraiment dire lors de la production d'un énoncé.

Introduction

Les recherches réalisées dans le cadre de ce travail appartiennent à deux domaines de la linguistique : la pragmatique et le Traitement Automatique des Langues (TAL). De nombreux enjeux du Traitement Automatique des Langues se situent aujourd'hui autour de l'utilisation de figures de style pour exprimer une idée, un avis, une volonté, etc. telles que l'ironie (façon moqueuse de dire quelque chose alors que l'on pense le contraire) ou la litote (façon d'atténuer ce que l'on dit : on en dit moins que ce que l'on pense réellement) qui relèvent de la pragmatique, puisque le but principal de cette discipline est d'étudier la signification en contexte.

Les travaux existants quant à cette problématique portent aujourd'hui en grande partie sur des données orales, qui comportent des indices plus facilement identifiables pour repérer et comprendre ces cas, notamment au travers de la prosodie. Pour cette étude, nous avons décidé de nous focaliser uniquement sur des transcriptions de l'oral, et plus particulièrement sur des transcriptions d'enregistrements de conversations naturelles et spontanées au cours de repas. Celles-ci représentent selon nous un défi plus important puisqu'il est moins facile d'y interpréter les intentions émanant des énoncés des locuteurs.

Ce travail comporte deux objectifs principaux. Le premier est de parvenir à définir la notion d'implicite à travers les questions, notre objet d'étude, et d'en réaliser une typologie claire. Le second est d'implémenter un modèle permettant la classification automatique de l'implicite dans les questions.

Pour cela, nous commencerons dans un premier temps par contextualiser notre sujet et nos recherches en s'appuyant sur des travaux existants à la fois dans le domaine de la pragmatique et dans celui du Traitement Automatique des Langues. Dans un second temps, nous présenterons notre corpus de travail et la façon dont nous comptons l'utiliser. Un troisième temps sera consacré à l'explication de nos méthodes et de tout le processus de définition des notions-clés de notre étude (que sont notamment l'explicite, l'implicite et les actes de dialogue), de préparation des données et de création de notre algorithme de classification. Enfin, dans un quatrième et dernier temps nous présenterons les résultats obtenus et nous discuterons de ceux-ci ainsi que de l'ensemble du travail réalisé dans le cadre de cette étude.

1. État de l'art

1.1 TAL et pragmatique : avancées et difficultés

1.1.1 Définitions des domaines

Les recherches et expériences réalisées dans le cadre de ce travail s'inscrivent dans deux domaines de la linguistique qui sont la **pragmatique** et le **Traitement Automatique des Langues**.

Nous pouvons définir la pragmatique comme étant une discipline se concentrant sur l'étude de l'usage du langage et de la signification en contexte. Elle est issue d'un courant de pensées pragmatiste porté par des philosophes américains comme Peirce avec [Peirce, 1878] et James avec [James, 1907] à partir du début des années 1870, dont l'idée principale est que la vérité d'une idée dépend de l'action impliquée par cette même idée : quelque chose qui fonctionne et qui réussit dans la réalité et dans la pratique sera considéré comme vrai. C'est plus tard que la pragmatique sera décrite comme une discipline de la linguistique, notamment avec Austin ([Austin, 1962]) qui introduit dans son ouvrage la théorie des actes de langage selon laquelle la fonction du langage est d'accomplir des actions et non pas seulement de décrire la réalité du monde. Dans [Moeschler and Reboul, 1994], les auteurs présentent le schéma représenté par la figure 1.1 en indiquant qu'il existe dans la langue deux niveaux d'appréhension : celui du système, composé de la syntaxe et de la sémantique qui permettent respectivement de produire une forme de surface grammaticalement correcte et une forme logique sémantiquement correcte, c'est-à-dire la signification d'une phrase, la phrase étant l'objet d'étude de la linguistique, et celui de l'usage du système qui permet d'obtenir une interprétation de l'énoncé ou autrement dit, de la phrase dans un contexte d'énonciation, l'énoncé étant l'objet d'étude de la pragmatique. La pragmatique se doit donc de donner une valeur à l'énoncé

du locuteur.

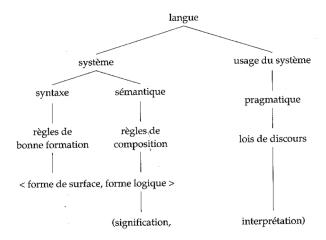


FIGURE 1.1 – Place de la pragmatique relativement à la linguistique

Un autre objectif de la pragmatique est de se demander comment les locuteurs accèdent à la signification des énoncés, c'est-à-dire quels mécanismes se mettent en place pour permettre à un locuteur de comprendre ce que son interlocuteur cherche à dire, ses intentions, même si cela n'est pas exprimé explicitement dans l'énoncé produit.

Le Traitement Automatique des Langues (TAL) est un domaine pluridisciplinaire puisqu'il concerne à la fois la linguistique, l'informatique et l'intelligence artificielle. Les premiers travaux dans ce champ ont commencé à émerger dans les années 1950 aux États-Unis et se focalisaient surtout sur la traduction automatique, le domaine à l'origine du TAL. L'objectif principal de ce dernier est d'arriver à créer des outils ou des programmes informatiques capables de traiter automatiquement des données linguistiques écrites ou orales en prenant en compte les spécificités du langage humain. Les sous-domaines et applications du TAL sont aujourd'hui nombreux et servent à la fois dans le milieu de la recherche et dans le milieu industriel. Pour l'écrit, nous pouvons trouver l'annotation et la traduction automatique, la correction orthographique, la recherche d'informations et la classification de documents par exemple. Pour l'oral, la reconnaissance vocale, celle du locuteur ainsi que la synthèse de la parole sont les tâches principales que nous pouvons trouver.

L'association de la pragmatique et du Traitement Automatique des Langues

peut poser des problèmes. En effet, une des problématiques principales du TAL est d'arriver à ce que les machines comprennent le langage humain. Or, la pragmatique s'intéresse surtout à ce qui n'est pas dit explicitement dans les énoncés : à l'inverse de la sémantique, elle ne se concentre pas sur ce que les phrases veulent dire, et donc sur les indices présents directement dans les données, mais sur ce que les locuteurs veulent dire à travers leurs énoncés. L'ordinateur, grâce aux programmes et outils créés par l'humain, peut traiter plus ou moins facilement les tâches qui lui sont demandées si celles-ci s'appuient sur des indices présents directement dans les données linguistiques, c'est-à-dire si celles-ci ne nécessitent pas d'interprétation, ce qui n'est pas le cas de l'objet d'étude de la pragmatique.

1.1.2 Des tâches relevant à la fois de la pragmatique et du TAL

Depuis quelques années, nous avons pu observer l'émergence de travaux portant à la fois sur la pragmatique et sur des méthodes de Traitement Automatique des Langues. En effet, il existe actuellement de nombreux enjeux englobant ces deux disciplines, notamment dans le domaine privé. Pour donner un exemple, nous pouvons parler des chatbots, ou agents conversationnels, qui correspondent à des programmes chargés de converser de la manière la plus naturelle possible, c'est-à-dire ressemblant le plus possible à un humain, avec des utilisateurs. Savoir interpréter les messages des utilisateurs est alors indispensable pour être un système performant. Or, ces messages ne sont pas toujours faciles à interpréter puisqu'ils peuvent par exemple être assortis de figures de style telles que l'ironie, dont nous nous servons généralement pour dire l'inverse de ce que nous pensons réellement. Nous allons présenter ici deux exemples de travaux récents concernant les deux domaines qui constituent notre cadre de travail et rapporter les grandes lignes des expériences menées, les résultats obtenus et les difficultés rencontrées.

Dans [Karoui et al., 2015], un article qui traite de la détection automatique de l'ironie dans les tweets en français en partant de l'hypothèse que la négation est un indice important de la présence de l'ironie dans un tweet, les auteurs ont récolté un corpus de tweets en français composé à la fois de tweets ironiques et de tweets non ironiques portant sur un ensemble de sujets déterminés à l'avance et comportant une négation, grâce à un ensemble de mots-clés et de hashtags choisis. Afin de pouvoir utiliser leurs données dans un classifieur, chaque tweet a été transformé

en un vecteur constitué de plusieurs informations ou traits : des traits de surface (informations sur la ponctuation, les émoticônes, la longueur du tweet, etc.), des traits de sentiment (informations sur les mots ou expressions d'opinion positive ou négative, sur les mots ou expressions de surprise ou d'étonnement, etc.), des traits pour les modifieurs de sentiment (présence ou absence d'un intensifieur, d'un verbe de discours rapporté, etc.), des traits d'opposition (informations sur les types d'oppositions trouvées au sein des tweets et qui déterminent l'ironie) et des traits de contexte (présence ou absence de mots-clés, de pronoms personnels, etc.). Après avoir fait plusieurs expériences de classifieurs sur le logiciel Weka qui rassemble des outils et algorithmes pour la préparation de données, la classification et le clustering par exemple, les auteurs ont finalement obtenu une f-mesure de 87.65 avec la meilleure combinaison de traits. Ces résultats sont considérés dans l'article comme encourageants et ont permis de donner une importance à la présence de la négation pour détecter l'ironie dans les tweets, bien qu'elle ne suffise pas puisque parmi les tweets mal classés, 60% contenaient une négation. Une des difficultés pouvant être soulevée est celle du choix des traits linguistiques servant à la classification : il peut être en effet compliqué de trouver des indices pour détecter l'ironie car celle-ci nécessite de la part du récepteur du message un travail interprétatif.

Nous allons maintenant évoquer [Grabar and Eshkol-Taravella, 2016], un article portant sur la prédiction automatique de fonctions pragmatiques dans les reformulations (l'action de « reprendre ou redire quelque chose qui a déjà été dit », ici mise en évidence par des marqueurs formés sur le verbe dire : c'est-à-dire, je veux dire, disons), c'est-à-dire sur le fait de prédire automatiquement la raison pour laquelle un locuteur reformule un énoncé. Les auteurs ont dégagé onze fonctions pragmatiques représentant les différentes classes à prédire : la définition, l'explication, l'exemplification, la justification, la précision, la dénomination, le résultat, la correction linguistique, la correction référentielle, la paraphrase et l'opposition. Les corpus utilisés pour la tâche de prédiction de cet article sont le corpus ESLO (Enquêtes SocioLinquistiques à Orléans) et un corpus constitué à partir d'un forum de discussions médicales. Après avoir analysé ces corpus pour obtenir l'ensemble des énoncés comportant les marqueurs de reformulation cités précédemment et avoir repéré ceux étant vraiment des reformulations, puis leur avoir attribué une fonction pragmatique, les auteurs ont eu une idée plus claire de la distribution de ces fonctions au sein du corpus global, la fonction la plus présente étant la précision et les plus rares la correction linguistique et l'opposition,

mais aussi au sein de chacun des deux corpus, certaines fonctions pragmatiques étant plus utilisées dans l'un que dans l'autre (par exemple, la définition est plus présente dans le corpus de discussions médicales, sûrement parce qu'il présente des termes médicaux accompagnés de leurs définitions. Après avoir effectué la classification supervisée à l'aide du logiciel Weka, notamment en utilisant quelques ressources linguistiques telles que les marqueurs de disfluences ou les hyponymes, les résultats avec plusieurs algorithmes ont pu être obtenus, avec huit catégories d'une part et trois catégories d'autre part, les meilleurs étant ceux obtenus avec l'algorithme RandomForest. Une des conclusions de l'article est que « Prédire et apprendre l'information de nature pragmatique est extrêmement difficile ». En effet, nous avons pu voir ici que les catégories choisies étaient très dépendantes des données des différents corpus et qu'encore une fois, il pouvait être difficile de donner à la machine des critères permettant de différencier chacune d'elles.

1.2 Implicite et explicite

1.2.1 Enjeux de la conversation : principes, inférences et interprétations

Dans [Jakobson, 1963], l'auteur décompose la communication verbale en six éléments (figure 1.2) qui lui sont nécessaires pour qu'elle puisse exister : un message ou une information transmise, un destinateur ou émetteur du message, un destinataire ou récepteur du message, un contexte ou référent auquel le message renvoie, un contact ou canal de communication liant les participants et un code linguistique ou non, commun aux participants. À chacun de ces éléments est associée une fonction du langage, comme nous pouvons le voir dans le schéma ci-dessous.

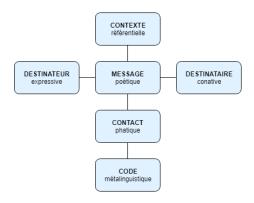


FIGURE 1.2 – Schéma de la communication selon Jakobson

Kerbrat-Orecchioni propose une autre version de ce schéma de la communication dans [Kerbrat-Orecchioni, 1980] que nous pouvons voir dans la figure 1.3 ci-dessous. Selon elle, « on peut [...] reprocher à Jakobson de ne pas envisager suffisamment d'ingrédients, et tenter de complexifier quelque peu son schéma afin que "la carte" rende mieux compte du "territoire" ».

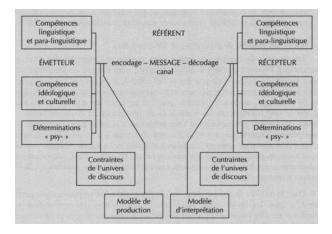


FIGURE 1.3 – Schéma de la communication selon Kerbrat-Orecchioni

La communication est un phénomène complexe d'échange ou de transmission d'informations entre plusieurs participants, dont la conversation ou le dialogue sont des formes. Dans son schéma, Kerbrat-Orecchioni parle d'encodage et de modèle de production, de décodage et de modèle d'interprétation. Ce sont ces notions qui vont nous intéresser pour la

suite de ce travail, car c'est lors de ces étapes d'encodage et de décodage que l'émetteur du message va encoder et transmettre une certaine intention et que le récepteur va devoir décoder et interpréter l'intentionalité de ce message.

Les notions d'**explicite** et d'**implicite** sont centrales dans le domaine de la pragmatique car elles peuvent être associées à l'un des principaux objectifs de celle-ci : arriver à comprendre comment les locuteurs accèdent à la signification des énoncés, c'est-à-dire à les interpréter, notamment lorsque l'énoncé veut en réalité en dire plus que ce qu'il dit dans les faits.

Dans [Grice, 1975], l'auteur définit ce qu'il appelle le **principe de co-**opération :

« Make your conversational contribution such as is required, at the stage at which it occurs, by the accepted purpose or direction of the talk exchange in which you are engaged. »

Ce principe suppose que les locuteurs participent à la conversation d'une manière efficace pour permettre la réussite de celle-ci, c'est-à-dire qu'ils suivent certaines règles et normes implicites dont ils ont connaissance. Grice développe ces différentes règles sous la forme de quatre maximes conversationnelles :

Quantité

- Ayez une contribution aussi informative que nécessaire
- Ne rendez pas votre contribution plus informative que nécessaire

Relation

— Soyez pertinent

Qualité: Essayez d'avoir une contribution vraie

- Ne dites pas ce que vous croyez être faux
- Ne dites pas ce pour quoi vous manquez de preuves

Manière : Sovez clair

- Évitez les expressions obscures
- Évitez l'ambiguïté
- Sovez bref
- Soyez ordonné

Lorsqu'un locuteur produit un énoncé, son interlocuteur le décode soit en faisant la supposition que le locuteur respecte le principe de coopération et donc qu'il suit et applique les maximes conversationnelles présentées par Grice, soit en partant de l'idée qu'il y a eu violation des maximes. L'interlocuteur fait des **inférences**, c'est-à-dire des opérations logiques telles que des déductions ou des inductions par exemple à partir de l'énoncé du locuteur pour arriver à une conclusion. Les inférences notamment décrites par Grice sont les **implicatures** qui portent sur la partie implicite de l'énoncé, c'est-à-dire sur ce que le locuteur a voulu dire et pas sur ce qu'il a explicitement dit. Dans [Grice, 1975], l'auteur distingue les implicatures **conventionnelles** (exemple 1) qui appartiennent au sens conventionnel de l'énoncé et dépendent uniquement des mots utilisés et du sens qui leur est conventionnellement attribué et les implicatures **conversationnelles** (exemple 2) qui s'appuient uniquement sur le contexte dans lequel l'énoncé est produit.

- 1. He is an Englishman; he is, therefore, brave, où ce qui est impliqué avec therefore est que parce qu'il est anglais, il est courageux
- 2. A: Smith doesn't seem to have a girlfriend these days. B: He has been paying a lot of visits to New York lately., où B implique que Smith a, ou pourrait avoir, une petite amie à New York

Les travaux de Ducrot et d'Anscombre (nous pouvons notamment citer [Ducrot, 1972], [Ducrot, 1984] et [Anscombre, 1995]) nous apportent également des pistes intéressantes sur ce que sont l'explicite et l'implicite. En effet, d'après ces auteurs, le sens d'un énoncé correspond à la fois à la forme de surface de celui-ci, mais aussi aux « valeurs sémantiques profondes » qui lui sont attribuées (par exemple une valeur de demande dans « J'exige que vous répondiez »). Leur théorie selon laquelle les énoncés auraient une fonction argumentative (théorie de l'argumentation dans la langue), c'est-à-dire une fonction de persuation de l'interlocuteur, que ce soit pour l'amener à une certaine conclusion ou l'en détourner, a conduit à ce que nous appelons les **topoï**, qui sont les garants du passage d'un argument à une conclusion. Autrement dit, ils correspondent à ce qui nous permet d'appuver un raisonnement et sont présentés comme étant évidents. Une de leurs caractéristiques est qu'ils sont graduels, ce qui signifie, comme le dit Anscombre, qu'ils pourraient s'apparenter à un chemin qui nous permet de passer d'un argument à une conclusion. Il donne aussi l'exemple suivant : « Donne donc une pièce au livreur : il a apporté le colis jusqu'ici ». Dans ce cas-ci, le principe général, ou topos selon lequel tout travail mérite salaire nous permet de

passer de l'argument « il a apporté le colis jusqu'ici » à la conclusion « Donne donc une pièce au livreur ».

Dans [Ducrot, 1969], l'auteur distingue les **présupposés** et les **sousentendus**, notamment à travers les exemples suivants, constitués à chaque fois d'un énoncé et d'une conclusion que nous pouvons en tirer :

- 1. « Si Pierre vient, Jacques partira. » \rightarrow « Si Pierre ne vient pas, Jacques ne partira pas. »
- 2. « Jacques ne déteste pas le vin. » \rightarrow « Jacques aime beaucoup le vin. »
- 3. « Jacques continue à fumer. » \rightarrow « Jacques fumait auparavant. »
- 4. « Pierre a donné peu de vin à Jacques. » \rightarrow « Pierre a donné du vin à Jacques. »

Pour lui, les conclusions issues des exemples 1 et 2 sont des sous-entendus tandis que les suivantes issues des exemples 3 et 4 sont des présupposés. Les règles et propriétés permettant de distinguer ces deux notions sont les suivantes :

- Les présupposés d'un énoncé restent vrais lors de la négation ou de la transformation en question de cet énoncé. Ainsi, les énoncés « Il est faux que Jacques continue à fumer » et « Est-ce que Jacques continue à fumer ? » ne nient pas la présupposition « Jacques a fumé auparavant ».
- Lorsque l'énoncé est introduit dans une phrase complexe comportant un lien de subordination, cette dernière ne concerne pas le présupposé. Ainsi, l'énoncé « Pierre continue à fumer bien que le médecin le lui ait interdit » ne nie pas la présupposition « Jacques a fumé auparavant ».
- Les énoncés présentant un sous-entendu tout comme les énoncés présentant un présupposé possèdent un sens littéral, mais celui-ci, alors qu'il inclut le présupposé, n'inclut pas le sous-entendu (dans le cas du sous-entendu, quelque chose est dit sans être littéralement dit).

Ducrot utilise des métaphores intéressantes pour définir les trois notions introduites qui sont le **posé**, le **présupposé** et le **sous-entendu** :

« Si le posé est ce que j'affirme en tant que locuteur, si le sousentendu est ce que je laisse conclure à mon auditeur, le présupposé est ce que je présente comme commun aux deux personnages du dialogue, comme l'objet d'une complicité fondamentale qui lie entre eux les participants à l'acte de communication. [...] on dira que le posé se présente comme simultané à l'acte de communication, comme apparaissant pour la première fois, dans l'univers du discours, au moment de cet acte. Le sous-entendu, au contraire, se donne comme postérieur à cet acte, comme surajouté par l'interprétation de l'auditeur; quant au présupposé, même si, en fait, il n'a jamais été introduit avant l'acte d'énonciation [...], il essaie toujours de se situer dans un passé de la connaissance, éventuellement fictif, auquel le locuteur fait semblant de se référer. »

La différence entre le présupposé et le sous-entendu réside finalement principalement dans le fait que le sous-entendu résulte d'une réflexion logique de la part du récepteur de l'énoncé sur le contexte d'énonciation de celui-ci tandis que le présupposé dépend de l'énoncé en lui-même.

Les notions d'implicite et d'explicite, de présupposé et de sous-entendu sont aussi évoquées dans les travaux de Kerbrat-Orecchioni, notamment dans [Kerbrat-Orecchioni, 1986]. Elle y décrit l'énoncé comme étant la somme d'un **contenu propositionnel** et d'une **valeur illocutoire**, ces deux éléments pouvant tous les deux être source d'implicite au travers des inférences faites à partir du contenu propositionnel et des actes de langage indirects, appelés aussi illocutoires dérivés, transmis par la valeur illocutoire de l'énoncé. Au sujet de l'énoncé, Kerbrat-Orecchioni précise :

« Un énoncé veut dire ce que ses récepteurs estiment [...] être la prétention et intention sémantico-pragmatique du locuteur dans cet énoncé. »

Elle définit aussi la notion de **trope** dans [Kerbrat-Orecchioni, 1994]:

« [...] un trope se caractérise par la substitution, dans une séquence signifiante quelconque, d'un sens dérivé au sens littéral : sous la pression de certains facteurs co(n)textuels, un contenu secondaire se trouve promu au statut de sens véritablement dénoté, cependant que le sens littéral se trouve corrélativement dégradé en contenu connoté. »

Le trope correspond donc plus simplement à une étape de conversion, que nous pouvons notamment retrouver dans un exemple donné par l'auteur : « Quel joli temps! » énoncé ironiquement pourra être interprété comme cherchant à faire une critique sur le temps une fois cette étape de conversion effectuée. Plus particulièrement, nous pouvons parler de tropes illocutoires pour évoquer les tropes qui opèrent sur les valeurs illocutoires de l'énoncé comme pour les exemples « Tu peux me passer le sel ? », qui n'est pas une demande d'information sur la capacité de l'interlocuteur à donner le sel au locuteur mais bien une requête pour obtenir le sel, « Y a des courants d'air » ou « Tu peux fermer la fenêtre ? », qui ont aussi la même valeur illocutoire de requête.

1.2.2 Actes de langage et actes de dialogue

D'après Austin dans [Austin, 1962], lorsqu'un locuteur dit quelque chose, il fait quelque chose. Il considère que le langage n'a pas seulement une fonction descriptive du monde, notamment à travers les énoncés affirmatifs, puisque certains d'entre eux ne correspondent en réalité pas à des descriptions. Austin fait alors la distinction entre les énoncés constatatifs et les énoncés performatifs. La distinction entre ces deux notions se fait au niveau du caractère vrai ou faux de l'énoncé et au niveau de l'action qui s'exécute au moment de la production de l'énoncé. En effet, les performatifs auront pour caractéristiques de n'être ni vrais ni faux mais plutôt heureux ou malheureux, réussis ou non, puisqu'ils ne décrivent rien de particulier, et de correspondre à l'accomplissement d'une action de la part du locuteur de l'énoncé qui dit quelque chose. Les exemples 1 et 2 ci-dessous correspondent respectivement à un énoncé constatatif et à un énoncé performatif. Nous pouvons également distinguer les performatifs explicites (exemple 2) des performatifs implicites ou primaires (exemple 3) qui présentent une certaine ambiguité.

- 1. « La fenêtre est ouverte. »
- 2. « Je te promets de venir te voir demain. »
- 3. « Je viendrai te voir demain. »

Afin de pouvoir mieux définir ce qui constitue les performatifs et les constatatifs, Austin décrit ce que les locuteurs font lorsqu'ils disent quelque chose en proposant trois actes qui sont :

- l'acte **locutoire** ou act of saying something qui correspond à la production de l'énoncé en elle-même
- l'acte illocutoire ou act performed in saying something qui correspond plutôt à l'intention du locuteur lorsqu'il dit quelque chose, à la force attribuée à l'énoncé
- l'acte perlocutoire ou act performed by saying something qui correspond plutôt à l'effet sur le ou les interlocuteur(s) ou sur la situation de communication en elle-même lorsque le locuteur dit quelque chose

Au regard de ces trois définitions d'actes de langage, ce qui différencie pour Austin les énoncés constatifs des énoncés performatifs, c'est principalement le fait que les performatifs aient pour objectif d'avoir un effet sur la situation de communication, c'est-à-dire un effet perlocutoire, et qu'ils aient surtout un aspect illocutoire, alors qu'au contraire, il s'agit surtout d'un aspect locutoire pour les constatatifs. Austin propose cinq catégories d'actes illocutoires basées sur cinq catégories de verbes performatifs:

- les **expositifs** tels que affirmer, nier, postuler
- les **exercitifs** tels que ordonner, pardonner, léquer
- les **verdictifs** tels que condamner, acquitter, décréter
- les **promissifs** tels que *promettre*, *jurer*, *garantir*
- les **comportatifs** tels que remercier, critiquer, s'excuser

Dans Searle, 1976, l'auteur fait une critique de la taxonomie des actes illocutoires proposée par Austin qui selon lui ne correspond pas à une classication des actes de langage illocutoires mais simplement à une classification de verbes illocutoires étant donc très corrélée au langage et dépendante de celui-ci. Searle introduit alors ce qu'il appelle le principe d'exprimabilité selon lequel

« Pour toute signification X et pour tout locuteur L, chaque fois que L veut signifier (a l'intention de transmettre, désire communiquer, etc.) X alors il est possible qu'il existe une expression E, telle qu'E soit l'expression exacte ou la formulation exacte de X.

» ([Moeschler and Reboul, 1994])

Cela signifie en d'autres termes que tout ce qu'un locuteur veut dire peut être dit. Searle propose également sa propre taxonomie des actes ou forces illocutoires:

- les **représentatifs** (ou **assertifs**) comme les *assertions*, les *affirmations* ou les *témoignages*, permettant au locuteur d'exprimer des représentations du monde
- les **directifs** comme les *demandes*, les *questions*, les *ordres* ou les *conseils*, correspondant à des tentatives de la part du locuteur d'amener le ou les interlocuteur(s) à accomplir une action dans le futur
- les **promissifs** comme les *promesses*, les *serments* ou les *invitations*, correspondant à des engagements de la part du locuteur à accomplir une action dans le futur
- les **expressifs** comme les *excuses*, les *remerciements* ou les *félicitations*, permettant au locuteur d'exprimer son état mental vis-à-vis du monde
- les **déclaratifs** comme les *ratifications*, les *licenciements* ou les *baptêmes*, permettant au locuteur de changer l'état du monde au moment de leur énonciation

Dans [Searle, 1975], l'auteur fait la différence entre les cas où le locuteur produit un énoncé en pensant exactement ce qu'il dit, c'est-à-dire ni plus ni moins, et les autres cas : il donne en guise d'exemples les cas comportant de l'ironie, des insinuations ou des métaphores. Le premier type d'énoncé a pour but de transmettre une certaine force illocutoire, une certaine intention de la part du locuteur. Dans les autres cas, plusieurs forces illocutoires peuvent être en jeu. Searle appelle actes de langage indirects les cas où un acte illocutoire est accompli indirectement par un autre acte. Ces cas nous amènent à nous poser plusieurs questions :

- comment le locuteur peut-il à la fois dire quelque chose et le penser, et vouloir dire aussi autre chose en même temps?
- comment l'interlocuteur peut-il arriver à comprendre ce que le locuteur veut dire sans le dire, alors que ce que le locuteur dit en réalité n'a rien à voir avec cela?

Pour Searle, le locuteur, lorsqu'il transmet plus que ce qu'il ne dit réellement, s'appuie sur les connaissances et les informations partagées à la fois par le locuteur et par l'interlocuteur, ainsi que sur les capacités d'inférence et de déduction de la part de l'interlocuteur. Pour illustrer cela, l'auteur donne les énoncés suivants en exemple :

1. Student X: « Let's go to the movies tonight. »

2. Student Y: « I have to study for an exam. »

Il explique qu'ici, l'énoncé 1 correspond à une proposition de la part du locuteur X et que l'énoncé 2 correspond à un rejet de la proposition de X de la part du locuteur Y qui n'est pas lié à sa signification. Se posent alors les questions soulevées plus haut. Searle parle d'acte illocutoire primaire ou non littéral pour parler du rejet de la proposition de X de la part de Y, et d'acte illocutoire secondaire ou littéral pour parler de la déclaration ayant pour objet d'étudier pour un examen. Pour comprendre ce que le locuteur Y veut dire, le locuteur X doit passer par une série d'étapes allant de la compréhension du sens littéral de l'énoncé de Y jusqu'à la compréhension de son sens non littéral, en passant par le fait de savoir ce que serait une réponse pertinente à la proposition (par exemple un rejet, une acceptation, une contre-proposition, etc.), de savoir que la réponse de Y n'est donc pas pertinente et qu'il en pense alors plus que ce qu'il dit, de savoir qu'étudier pour un examen prend du temps et qu'aller au cinéma également, de comprendre que le locuteur Y ne peut donc sûrement pas étudier et aller au cinéma en même temps et d'en déduire que ce qu'il dit correspond certainement à un rejet de sa proposition.

Searle évoque également le fait que certains énoncés, notamment des directifs, correspondent toujours à des actes de langage indirects puisqu'il serait difficile d'imaginer un contexte énonciatif dans lequel ils ne correspondraient pas à des requêtes. C'est le cas par exemple de l'énoncé « Peux-tu me passer le sel? » où l'acte de langage secondaire (le sens littéral) serait « As-tu la capacité de me passer le sel? » et l'acte de langage primaire (le sens non littéral) serait « Donne moi le sel ».

Il existe également une notion d'acte de dialogue qui entre dans le cadre de la théorie de l'interprétation dynamique, **Dynamic Interpretation Theory** ou **DIT**, une théorie sémantique des actes de dialogue. Dans [Bunt, 2005], l'auteur définit cet acte de la façon suivante :

« A dialogue act is a unit in the semantic description of communicative behaviour produced by a sender and directed at an addressee, specifying how the behaviour is intended to influence the context through understanding of the behaviour. »

Bunt évoque deux aspects de l'énoncé produit au cours d'un dialogue :

ce sur quoi porte l'énoncé (ce à quoi il fait référence), autrement dit le **contenu sémantique** de l'énoncé, et les finalités résultant de ce contenu sémantique, autrement dit la **fonction communicative** (ou la force illocutoire) de l'énoncé. La combinaison de ces deux aspects constitue l'acte de dialogue. Lorsque celui-ci est effectué par un locuteur, cela signifie que le locuteur produit un énoncé qui va impliquer un certain changement d'état ou de contexte pouvant être défini par le contenu sémantique et la fonction communicative de l'énoncé lorsque le destinataire va recevoir et comprendre cet énoncé.

1.3 Exemples de taxonomies pour la classification automatique en actes de dialogue

La tâche de classification automatique en actes de langage consiste à classer des énoncés dans une catégorie d'acte de langage choisie parmi un ensemble de catégories prédéfinies qui remplissent des fonctions particulières du discours social. ([Moldovan et al., 2011]). Pour permettre la réalisation de cette tâche, plusieurs taxonomies ont été proposées. Nous allons ici évoquer deux exemples de taxonomies qui sont VERBMOBIL et DIT++.

VERBMOBIL est un projet allemand à long terme qui a été mené dans le but de donner à l'Allemagne une position internationale importante dans le domaine de l'ingénierie et de la technologie linguistique et de son application économique. L'objectif principal était la création d'un système de traduction mobile pour la traduction spontanée d'échanges en face-à-face, en s'appuyant sur des dialogues évoquant la planification de voyages ou de déplacements. Dans ce projet, les actes de dialogue ont été utilisés pour mettre en évidence l'intention communicative primaire de l'énoncé d'un locuteur ([Alexanderssony Bianka et al., 1997]). Plusieurs rôles ont été notamment dégagés pour les actes de dialogue :

- aider à identifier la meilleure traduction possible
- contribuer à la sélection des modèles utilisés pour générer les expressions de la langue cible
- aider à la génération automatique de résumés de dialogues

Différentes phases ont été identifiées au cours des dialogues :

- *Hello* : salutations, présentations des participants
- Opening : présentation du sujet à discuter
- Negotiation : discussion du sujet
- Closing: fin de la discussion du sujet
- Good_Bye: salutations pour se dire au revoir

La taxonomie des actes de dialogue de ce projet est proposée sous la forme suivante, figure 1.4 (les lettres en rouge correspondent aux différentes phases présentées précédemment auxquelles peuvent appartenir les actes de dialogue : A pour all phases, H pour Hello, O pour Opening, N pour Negotiation, C pour Closing et B pour Good Bye) :

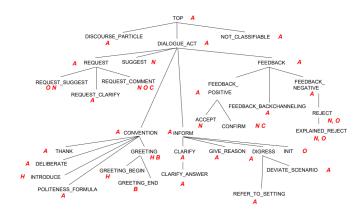


FIGURE 1.4 – Hiérarchie des actes de dialogue pour VERBMOBIL

Le schéma d'annotation **DIT**++ s'appuie à la fois sur la théorie de l'interprétation dynamique (et donc les travaux de Bunt) et sur l'étude de systèmes alternatifs d'actes de dialogue et de schémas d'annotation du dialogue pour définir une taxonomie des actes de dialogue, dans le but notamment de concevoir des systèmes de dialogue basés sur le langage naturel et d'analyser et d'annoter des dialogues humains. Ce schéma s'inspire d'autres taxonomies déjà développées telles que DAMSL (Dialog Act Markup in Several Layers), SWBD-DAMSL, HCRC Map Task ou encore VERBMOBIL dont nous avons parlé plus haut.

La DIT++ prévoit qu'une distinction peut être faite au sein de la notion d'acte de dialogue, entre les notions de **task-oriented acts** et de **dialogue control acts**, comme cela est expliqué dans [Bunt, 1997] : les pre-

miers actes sont motivés par la tâche que le locuteur veut accomplir avec l'aide du dialogue (représentés par la figure 1.5), les seconds servent au bon déroulement de l'interaction (représentés par la figure 1.6). Ces actes de dialogue et différentes fonctions constituent la taxonomie DIT++.

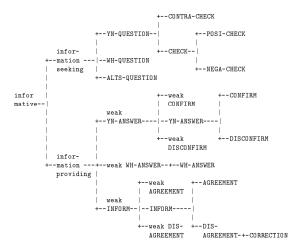


Figure 1.5 – Task-oriented communicative functions

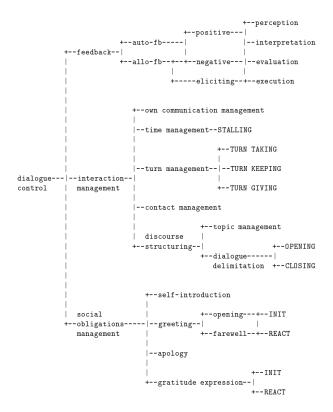


FIGURE 1.6 – Dialogue control functions

La norme **ISO 24617-2** ([Bunt et al., 2012], [Bunt et al., 2017]) prévoit le balisage du dialogue oral, écrit et multimodal par des informations sur les actes de dialogue qui sont les suivantes :

- l'émetteur ou le locuteur
- le destinataire
- les autres participants s'il y en a
- le segment fonctionnel, c'est-à-dire celui qui exprime l'acte de dialogue
- la fonction communicative
- la dimension ou le type de contenu sémantique
- les qualificatifs qui sont des prédicats permettant d'exprimer une certitude ou une incertitude, une condition ou encore un sentiment qui vient qualifier l'acte de dialogue
- les relations de dépendance
- les relations rhétoriques

Cette norme ISO inclut l'utilisation du **DiAML** (Dialog Act Markup Langage). Nous trouverons ci-dessous un exemple de dialogue annoté selon la norme ISO 24617-2 au format DiAML (figure 1.7).

```
1. G: go south and you'll pass some cliffs on your right
     G: and some adobe huts on your left
4. F: oh okav
<diaml xmlns="http://www.iso.org/diaml">
<dialogueAct xml:id="da1" target="#fs1" sender="#g" addressee="#f"</p>
 dimension="task" communicativeFunction="instruct"/>
<dialogueAct xml:id="da2" target="#fs2" sender="#f" addressee="#f"
  dimension="turnManagement" communicativeFunction="turnTake"/>
<dialogueAct xml:id="da3" target="#fs2" sender="#f" addressee="#g"
 dimension="timeManagement" communicativeFunction="stalling"/>
<dialogueAct xml:id="da4" target="#fs3" sender="#g" addressee="#f"
  dimension="task" communicativeFunction="inform"/>
<rhetoricalLink dact="#da4" rhetoAnteceden="#da1" rhetoRel="elaboration"</p>
<dialogueAct xml:id="da5" target="#fs4" sender="#f" addressee="#g"
  dimension="autoFeedback" communicativeFunction="autoPositive"
  feedbackDependence="#da1 #da4"/>
</diaml>
```

FIGURE 1.7 – Exemple annoté suivant la norme ISO 24617-2

1.4 Bilan : ce qui est à retenir pour la suite de notre travail

Les notions d'explicite et d'implicite telles que nous les entendons dans notre travail peuvent être respectivement associées à ce que nous appelons le **dit** et le **non-dit**. Plus particulièrement, l'implicite correspond à tout ce qui n'est pas dit explicitement par le locuteur au moment où il produit un énoncé mais qui pourtant est nécessaire pour accéder à la signification complète de cet énoncé.

Le contenu propositionnel de l'énoncé est porteur d'une valeur illocutoire, comme l'a souligné Kerbrat-Orecchioni dans ses travaux et comme le montre également la théorie des actes de langage selon laquelle il existe trois actes qui définissent l'action effectuée par un locuteur lorsqu'il parle.

Notre objet d'étude étant les questions, notre travail se concentrera sur des énoncés qu'Austin qualifie de performatifs, c'est-à-dire des énoncés ayant à la fois un aspect illocutoire et un effet perlocutoire sur la situation de communication, puisque nous considérons que lorsqu'un locuteur pose une question, il veut toujours dire quelque chose de plus que ce que la valeur locutoire de la question exprime en réalité. Les questions

entrent donc également dans le cadre des travaux de Searle et de sa définition des actes de langage indirects puisqu'elles accomplissent toujours, selon nous et tels que les définit Searle, un acte illocutoire primaire, c'est-à-dire non littéral, et un acte illocutoire secondaire, c'est-à-dire littéral (ces actes sont décrits plus en détail dans la partie 3.1.1 de cette étude), que l'intelocuteur ou le destinataire doit savoir interpréter en faisant des inférences à partir du contenu propositionnel et de la valeur illocutoire associée. Ce sont les inférences, ou autrement dit les réflexions et le raisonnement de l'interlocuteur, qui permettront de dégager cet aspect illocutoire primaire ou encore ce sous-entendu, au sens de Ducrot, du contenu propositionnel originel (ce que l'interlocuteur conclut suite à son interprétation de l'énoncé).

Ainsi, si nous prenons un exemple de question de notre corpus tel que « tu as mangé tard? », alors l'acte illocutoire secondaire de cet énoncé, c'est-à-dire le dit, l'explicite, pourrait simplement être une demande d'accord ou une demande d'information et l'acte illocutoire primaire ou le sous-entendu, c'est-à-dire le non-dit ou l'implicite, pourrait être un avis, une critique à l'encontre du destinataire qui aurait, par exemple, laissé la moitié du plat qui lui aurait été servi dans son assiette (nous expliquerons cela dans notre typologie, partie 3.1.1). L'explicite pourrait alors être défini comme la fonction littérale de l'énoncé tandis que l'implicite serait la fonction non littérale de celui-ci et répondrait à la question « dans quel but le locuteur pose-t-il cette question? ».

En ce qui concerne les taxonomies existantes et utiles notamment pour les tâches de classification en actes de dialogue, celles-ci prévoient généralement des étiquettes pour tous les types d'énoncés rencontrés, ce qui permet alors d'effectuer et d'obtenir une analyse fine de la conversation. Dans notre cas, comme notre travail se porte uniquement sur les énoncés qui sont des questions, notre typologie ne couvrira que très peu d'énoncés au sein de notre corpus et comportera bien moins d'étiquettes et d'informations que rapportées par exemple dans la taxonomie DIT++.

2. Corpus de travail

2.1 Présentation du corpus

2.1.1 Présentation générale

Les données utilisées pour la réalisation de ce travail proviennent des corpus oraux ESLO1 et ESLO2, créés dans le cadre du projet scientifique ESLO, Enquêtes SocioLinguistiques à Orléans, du Laboratoire Ligérien de Linguistique de l'Université d'Orléans.

À partir de 1966, un groupe d'universitaires anglais décide de renouveler les méthodes d'apprentissage du F.L.E. (Français Langue Etrangère) en se basant sur des enregistrements plus représentatifs du français variationniste. Des données orales sont alors récoltées dès 1968 afin de construire ESLO1 en s'appuyant majoritairement sur trois questionnaires comportant au total 130 questions ([Dumont et al., 1992]):

- un questionnaire fermé permettant d'en savoir plus sur l'identité, les origines et la vie du locuteur
- un questionnaire général avec des sous-questionnaires destinés ou non au locuteur interviewé, en fonction de l'intérêt potentiel exprimé par les réponses apportées à des sujets tels que les loisirs ou le travail par exemple
- un questionnaire sociolinguistique composé de questions liées aux pratiques langagières

En 2014, une nouvelle enquête sociolinguistique est prévue pour constituer le corpus ESLO2, dont l'objectif est d'être comparable au premier.

2.1.2 Architecture du corpus

Le corpus ESLO1 est constitué d'environ 300 heures d'enregistrement et celui d'ESLO2 de 400 heures d'enregistrement, réparties comme le montrent les figures 2.1 et 2.2 ([Dugua and Skrovec, 2019]).

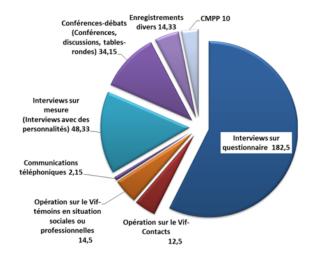


FIGURE 2.1 – Répartition de ESLO1 en nombre d'heures d'enregistrement

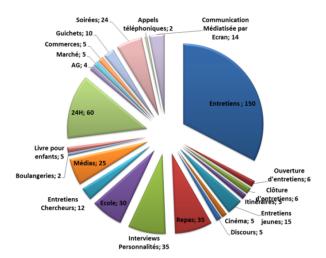


FIGURE 2.2 – Répartition de ESLO2 en nombre d'heures d'enregistrement

Nous avons pour ESLO1 un nombre à peu près équivalent entre les interviews et les enregistrements plus variés tels que les communications téléphoniques ou les conversations au cours de repas. ESLO2 comprend plus

d'enregistrements divers de conversations dans des lieux publics (boulangeries, marchés, commerces, guichets et cinémas par exemple) ou privés (conversations au cours de repas) que d'entretiens.

2.1.3 Format des transcriptions

Les transcriptions des enregistrements d'ELSO1 et d'ESLO2 sont en grande partie disponibles sur le site web d'ESLO et ouvertes au public. Elles sont au format .xml et les informations principales qu'on peut y trouver s'articulent comme suit :

En-tête XML	<?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1"?>		
Déclaration de	Trans SYSTEM "trans-14.dtd"		
DTD externe			
Informations trans-	<trans au-<="" scribe="Margot MOULIS" td=""></trans>		
cripteur	dio_filename="ESLO2_REP_18" version="27"		
	version_date="180613">		
Informations iden-	<pre><speaker check="no" dia-<="" id="spk1" name="BD343" pre=""></speaker></pre>		
tité locuteurs	lect="native" accent="" scope="local"/>		
Informations	<section end-<="" starttime="0" td="" type="report"></section>		
générales enregis-	Time = "5391.125" >		
trement			
Indications tours	<turn endtime="1.719" spea-<="" starttime="0" td=""></turn>		
de parole	ker="spk1 spk2">		
Information temps	<Sync time="0"/>		
Information locu-	<who nb="1"></who>		
teur			

La ligne qui retriendra notre attention pour la suite de ce travail est celle qui mentionne les *Indications tours de parole*.

2.2 Utilisation du corpus

Dans le cadre de ce travail, nous utiliserons toutes les transcriptions d'enregistrements effectués au cours de repas et disponibles sur le site web du projet ESLO, à la fois dans ESLO1 et dans ESLO2, ce qui correspond à un total de 28 fichiers au format .xml ayant pour extension .trs. Parmi ces 28 fichiers, nous pouvons en compter sept faisant partie du corpus ESLO1 et 21 faisant partie du corpus ESLO2. Ces fichiers forment un

tout d'environ 19 heures d'enregistrement.

Le choix de cette catégorie précise est lié au fait de vouloir utiliser les données les plus naturelles possibles. En effet, un des objectifs de ce travail consistant à prédire l'intention du locuteur à travers des questions, il semblait plus logique de ne pas utiliser des transcriptions d'enregistrements réalisés lors d'entretiens ou autres situations plutôt formelles, comme des interviews à l'aide de questionnaires, mais au contraire d'utiliser des données récoltées au cours de conversations naturelles, pendant des moments de détente, dans un contexte souvent informel, entre amis ou en famille et dans des lieux familiers des participants.

Les repas sont aussi une catégorie dans laquelle nous pouvons nous attendre à avoir plus de questions, c'est-à-dire d'objets intéressants pour cette étude, puisque nous pouvons penser qu'une partie des conversations porteront sur des demandes et interrogations quant au contenu des repas servis ou aux actions impliquées par la préparation d'un repas par exemple (mettre la table, apporter des condiments, etc.).

3. Méthodes

3.1 Constitution du corpus de référence

3.1.1 Typologie de l'implicite pour les questions

L'objectif premier de ce travail est d'arriver à détecter l'implicite, c'està-dire les intentions émanant de ce que dit le locuteur et tout ce qui n'est pas dit explicitement dans l'énoncé et qui n'est donc pas littéral, comme défini dans notre état de l'art. Il a donc fallu définir les différentes classes permettant d'établir une typologie claire et précise de l'implicite dans les questions, notre objet d'étude.

Le schéma représenté par la figure 3.1 montre la façon dont la typologie de l'implicite pour les questions a été élaborée. Nous pouvons y voir quatre étapes différentes :

- une première étape de mise en forme des données à l'aide d'un script détaillé dans la suite de ce travail (partie 3.1.2.1)
- une deuxième étape d'obtention d'un fichier data_to_annotate.xml contenant les 3647 questions à annoter qui nous servira pour la tâche d'annotation et qui sera également décrit plus loin (partie 3.1.2.1)
- une troisième étape qui est de loin la plus importante puisqu'il s'agit des allers-retours entre les phases d'annotation de petites parties du corpus et de discussion pour arriver à stabiliser les classes dégagées en précisant notamment leurs définitions
- une quatrième et dernière étape d'obtention de la typologie finale, telle que nous allons la décrire dans cette partie

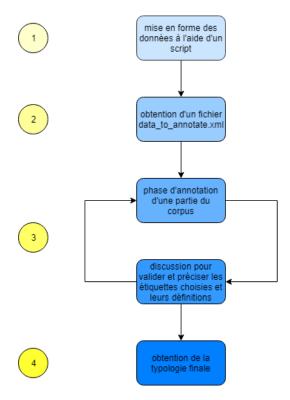


FIGURE 3.1 – Schéma de l'élaboration de la typologie de l'implicite pour les questions

La typologie obtenue à la suite de ces différentes étapes se divise en deux parties qui déterminent des classes pertinentes pour l'annotation manuelle du corpus : la partie concernant l'explicite et la partie concernant l'implicite.

Nous pouvons d'abord classer les cibles en fonction du type de réponse attendu pour chacune d'entre elles et donc définir deux classes qui correspondent pour la suite de ce travail aux classes de l'explicite, c'est-à-dire le dit ou ce qui est littéral :

Demande d'accord	Demande d'information
Question dont la réponse est « oui	Question dont la réponse est autre
»/« si » ou « non »	chose que « oui »/« si » ou « non »

Les classes de l'implicite sont plus complexes à déterminer car elles nécessitent une interprétation personnelle : elles correspondent à ce que

l'émetteur de l'énoncé laisse entendre au récepteur et que ce dernier doit parvenir à décoder, notamment avec des inférences. Elles ont été définies en trois classes qui sont les suivantes : **Avis**, **Volonté** et **Doute**. Les éléments permettant de les différencier sont précisés ci-dessous.

Les cibles correspondant à la classe Avis

- expriment un jugement, qu'il soit positif ou négatif, notamment à l'aide d'éléments lexicaux tels que des adjectifs, des adverbes ou encore des locutions verbales, par exemple, qui aident à l'expression d'opinions (« je trouve que », « j'adore ça », « ennuyeux », « honnêtement », etc.)
- n'impliquent pas nécessairement une action de la part d'un des locuteurs

Les cibles correspondant à la classe Volonté

- correspondent à la volonté d'une action ou d'un comportement de la part du locuteur ou de son/ses interlocuteur(s) : nous ne savons pas forcément ce que le locuteur veut mais nous savons qu'il veut quelque chose
- supposent souvent la présence d'un verbe exprimant une action (« aller », « manger », « dormir », « regarder », etc.)
- impliquent une réponse correspondant à une action dans le présent, dans un futur proche ou à un moment donné

Les cibles correspondant à la classe **Doute**

- sont une mise en doute de ce qui est dit, du caractère vrai ou faux d'une chose ou d'un événement extérieur
- peuvent s'apparenter à une répétition, à une demande de confirmation ou à une demande de précisions sur ce qui est dit ou sur l'événement extérieur
- peuvent aussi correspondre à de la surprise ou de l'étonnement
- n'impliquent pas nécessairement une action de la part d'un des locuteurs

Nous avons par la suite pensé découper cette dernière classe en trois sous-classes qui sont détaillées ci-dessous.

- **Reprise**: question de la part d'un locuteur reprenant une partie ou la totalité du contexte précédent ou de sa structure dans le but de s'assurer qu'il a bien compris ou entendu la question
- **Précisions** : question de la part d'un locuteur exprimant une demande d'information et de précisions
- **Étonnement**: question de la part d'un locuteur contenant une certaine émotion positive ou négative et se rapprochant donc quelque peu de la catégorie Avis au niveau de sa définition même si nous gardons malgré tout ici l'idée de mise en doute

En effet, la classe Doute était trop large et contenait trop d'éléments en comparaison des deux autres classes, comme nous le verrons par la suite. Ces trois nouvelles sous-classes n'ont cependant finalement pas été utilisées, principalement pour des raisons de temps, mais restent un point à étudier dans une suite potentielle de ce travail.

3.1.2 Annotations manuelles

3.1.2.1 Processus d'annotation

L'annotation manuelle de notre corpus est ce que nous considérons comme étant l'étape la plus importante de ce travail. En effet, c'est grâce à celle-ci que nous avons pu constituer, améliorer et préciser la typologie de l'implicite pour les questions afin d'arriver à un résultat tel qu'il est décrit plus haut, et que nous avons également pu dégager certains traits linguistiques nous paraissant pertinents et utiles pour la tâche de classification automatique qui constituera une autre étape par la suite.

Comme nous l'avons dit précédemment, les données des transcriptions originales ont été mises en forme à l'aide d'un script (sur le lien GitHub indiqué en annexe) prévoyant :

- le nettoyage du corpus, permettant notamment de se débarrasser de l'élément $\mathcal{E}amp$; présent plusieurs fois dans les données
- la récupération de tous les tours de parole, représentés par les balises *Turn*, et de l'information du ou des locuteurs dans chacune d'entre elles, représentée par l'attribut *speaker*
- la récupération de toutes les questions, que nous appellerons également « cibles », à l'aide des points d'interrogation transcrits qui

- facilitent grandement cette étape
- la récupération des contextes gauche et droit de chaque question, en partant du principe qu'un contexte correspond à dix tours de parole maximum : cela signifie que le but est d'en récupérer dix si cela est possible et d'en récupérer le plus possible s'il y en a moins de dix (par exemple dans le cas d'une question en début d'enregistrement qui apparaît dans les premiers tours de parole du fichier ou d'une question en fin d'enregistrement qui apparaît dans les derniers tours de parole du fichier); et en notant qu'un tour de parole correspond à une liste de séquences transcrites et trouvées dans les données originales, et plus précisément au sein d'une même balise *Turn*, comme nous pouvons l'observer sur la figure 4.31 en annexe, un extrait d'un fichier original comprenant des transcriptions d'enregistrement
- l'écriture dans un fichier de sortie data_to_annotate.xml dont nous pouvons voir un extrait plus bas, figure 3.2, avec les attributs vides explicite, implicite et doute_plus qui nous permettront de tout annoter manuellement et qui sont expliqués plus en détail ci-dessous

La figure 3.2 est, comme nous l'avons dit plus haut, un extrait du fichier $data_to_annotate.xml$ qui est celui dont nous nous servirons pour l'annotation du corpus. Nous pouvons trouver l'extrait de la transcription originale correspondante en annexe (figure 4.31).

L'image montre la première question qui apparaît dans notre corpus, entourée d'une balise cible. Les attributs associés à cette balise sont au nombre de cinq, dont deux contenant des informations déduites directement des fichiers de transcriptions originaux : n, correspondant au compteur de cibles, et spk, correspondant aux identifiants des différents locuteurs (dans le fichier original représenté par la figure 4.31, cette dernière information correspond à la valeur de l'attribut speaker de la balise Turn). Nous pouvons aussi retrouver avec la même valeur l'attribut n au niveau de la balise contexteG, qui comprend le contexte gauche de la cible, et de la balise contexteD, qui comprend le contexte droit de la cible. Ces deux balises encadrent elles-mêmes un ensemble de dix tours de parole (ou moins s'il y en a moins de dix, comme pour le contexte gauche de cette première cible), compris chacun dans des balises tourG, pour un tour de parole appartenant au contexte gauche, ou tourD pour un tour de parole appartenant au contexte droit, chacune de ces balises

possédant également un attribut spk. Enfin, nous pouvons noter que nous avons décidé de pas utiliser les informations données par la balise Who et l'attribut nb des fichiers originaux (figure 4.31) puisque celles-ci étaient parfois incomplètes et/ou erronées.

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<to annotate>
<file n="1">
<contexteG n="1">
<tourG spk="spk2">['oh non', 'elle me dit', 'que parce que regarde regarde derrière']</tourG>
<tourG spk="spk3">['ah oui derrière elle est coincée par euh']</tourG>
<tourG spk="spk2">["elle me dit qu'il faut pas que je raccourcisse"]/tourG>
<tourG spk="spk3 spk2">["oui j'arrive"]</tourG>
<tourG spk="spk4 spk1">['tiens maman', 'comme ça ?']</tourG>
<cible n="1" spk="spk4 spk1" explicite="" implicite="" doute plus="">comme ça ?</cible>
<contexteD n="1">
<tourD spk="spk4 spk1">['tiens maman', 'comme ça ?']</tourD>
<tourD spk="spk2">['oui', 'ça te fait chaud aux fesses']</tourD>
<tourD spk="spk1">['ah bon']</tourD>
<tourD spk="spk3">['les gens vont attraper les rhumes tu comprends', 'alors pour que ça
continue'l</tourD>
<tourD spk="spk3 spk1">['hop ça tient chaud', 'ah bon']</tourD>
<tourD spk="spk1">['on va mettre des gobelets']</tourD>
<tourD spk="spk2">['allez']</tourD>
<tourD spk="spk2 spk1">["on mange oh écoute c'est des pommes de terre", "tout le monde a a
ses gobelet c'est bon ? euh qu'est-ce qu'il faut ?"]</tourD>
<tourD spk="spk1 spk4">["oui du pain il m'en a passé mais y a tout ça tu comprends tu
comprends alors je me suis dit", 'de toute manière du pain', 'on va voir après manger et
puis', 'où on en est et puis on ira en rechercher euh']/tourD>
<tourD spk="spk1">['cet après-midi y en aura encore']</tourD>
<tourD spk="spk4">['hm', 'hm hm']</tourD>
```

FIGURE 3.2 – Extrait du fichier data_to_annotate.xml correspondant à la première cible à annoter

L'annotation est aussi le travail le plus long et fastidieux réalisé au cours de cette étude puisqu'elle a débuté avant même d'avoir obtenu une version définitive de notre typologie de l'implicite et s'est divisée en plusieurs étapes :

- le parcours rapide du fichier data_to_annotate.xml pour essayer de trouver les points communs entre les cibles et ainsi arriver à former des groupes distincts et à avoir une première idée des classes à définir
- les allers-retours annotation/typologie (étape 3 de la figure 3.1):

- plusieurs essais d'annotation de quelques cibles en se basant sur cette première idée des groupes dégagés
- des discussions intervenant entre les différentes phases d'annotation pour trouver et affiner les étiquettes choisies et les définitions associées, et ainsi arriver à la constitution de la typologie de l'implicite pour les questions telle qu'elle a été présentée précédemment
- l'annotation des 3647 cibles de notre corpus en se référant régulièrement à la typologie établie pour obtenir finalement un fichier de données annotées data_annotated.xml sous le même format que le fichier de données à annoter, avec des valeurs données aux différents attributs

Nous trouverons des exemples tirés du fichier data_annotated.xml pour chacune des trois classes de l'implicite en annexe.

Une chose importante à noter que nous avons remarquée pendant l'annotation de l'ensemble du corpus est le fait que celle-ci allait de plus en plus vite au fur et à mesure qu'elle avançait car nous ne ressentions plus le besoin de lire les contextes mais seulement les cibles pour pouvoir déterminer leurs classes d'appartenance.

Par ailleurs, au cours de notre annotation, nous avons pu relever quelques cas que nous avons considérés comme non annotables, par exemple des cas comportant des passages dans une autre langue que le français.

3.1.2.2 Évaluation

Au cours de l'étape d'annotation des 3647 cibles constituant notre corpus, il a fallu s'assurer de la fiabilité de nos classes, de leurs définitions et donc de nos annotations en les évaluant. Pour cela, nous avons décidé de mettre en place un formulaire en ligne sur Google Forms ¹ et de demander à des participants d'y répondre en leur donnant toutes les informations nécessaires pour cela (figures 3.3 et 3.4).

^{1.} https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSf72B5-Jhr09x_ X36vV7503aVz7WyMNh3ujWF4RmhRVmnQnlA/viewform?usp=sf_link

CONSIGNES POUR REMPLIR LE FORMULAIRE

Les informations personnelles qui vous seront demandées dans ce formulaire seront anonymisées et utilisées uniquement dans le cadre de mes recherches.

Pour chaque section du formulaire, vous aurez accès à un extrait d'une transcription d'un enregistrement effectué lors d'un repas. Cet extrait sera présenté sous la forme d'un tableau à deux colonnes. La première colonne indique l'identifiant de la personne qui parle (possibilité d'avoir plusieurs personnes si elles parlent en même temps et qu'il y a donc un chevauchement) et la seconde indique ce qu'elle dit.

Vous aurez alors deux choix à faire pour arriver à catégoriser une question présente dans la transcription, écrite en rouge.

Note: "NPERS" dans les transcriptions correspond à un prénom ou un nom ayant été anonymisé.

Pour le choix n°1, vous devrez utiliser le tableau suivant :

Demande d'Accord	Demande d'Information
Question dont la réponse est oui/si ou non	Question dont la réponse est autre chose que oui/si ou non

Pour le choix n°2, vous devrez utiliser les deux tableaux suivants :

Avis	Volonté	Doute
Jugement positif ou négatif Exemples d'indices lexicaux d'un jugement (soit dans la question elle-même, soit dans son contexte): - ça me plait - je déteste ça - j'ai peur - j'adore - honnêtement - idiotement - corrompu - courageux - tyran - héros - tricher - triompher - ennuyeux - captivant - je pense que - je trouve que N'implique pas forcément une action	Volonté d'une action ou d'un comportement de la part du locuteur ou de son/ses interlocuteurs On ne sait pas forcément ce que le locuteur veut, mais on sait qu'il veut quelque chose Souvent présence d'un verbe exprimant une action, dans la question ou dans son contexte La réponse à la question implique une action dans le présent, dans un futur proche ou à un moment donné	Mise en doute de ce qui est dit dans le contexte ou d'un événement extérieur Peut correspondre à une répétition ou à une demande de confirmation de ce qui est dit ou de l'événement Douter du caractère vrai ou faux de la chose Possibilité d'ajouter "tu es sûr ?" à la suite de la question Correspond aussi à la surprise et à l'étonnement N'implique pas forcément une action

FIGURE 3.3 – Consignes données aux participants pour remplir le formulaire

Exemples				
Avis	Volonté	Doute		
il est bête ton cousin hein? → "bête": indice du jugement négatif Pierre - il est sympa le boulanger Paul à Léa - t'en penses quoi? Léa - bof → Paul donne son avis par rapport au fait que le boulanger soit sympa puisqu'il vient remettre ça en cause à travers sa question (en demandant ce qu'en pense Léa, il a déjà son avis sur la question)	tu veux que je coupe ta viande ? → volonté d'une mère soit de couper la viande de son enfant, soit qu'il coupe sa viande lui-même : donc que la viande soit coupée dans tous les cas + verbe d'action + implique une action il faut quelle casserole ? (pour savoir quelle casserole utiliser pour faire cuire des pâtes) → volonté d'utiliser une casserole pour faire à manger → pas de verbe d'action car il est sous-entendu (utiliser) + implique une action	Pierre - allume le four Léa - il marche vraiment le four ? → mise en doute de ce qui vient d'être dit dans le contexte et possibilité d'ajouter "tu es sûr ?" à la suite de la question		
Contre-exemples				
Avis	Volonté	Doute		
et si on fermait la fenétre ? → même si la personne trouve qu'il fait froid et qu'il faut fermer la fenétre, il ne s'agit pas d'un avis car il n'y a pas de jugement positif ou négatif → volonté de fermer la fenêtre tu veux un coup de main ? (d'une mère à son enfant qui fait une bêtise) → pas d'indice lexical exprimant un jugement négatif sur ce que l'enfant fait → volonté que l'enfant arrête	Pierre - mon cousin paye pas ses places de cinéma Léa - il paye pas ? → verbe d'action mais ne suppose pas une action ou une influence sur le contexte + mise en doute du contexte → doute	Léa (en tendant une part de gâteau au chocolat à Pierre) - tu aimes le chocolat toi ? → pas de mise en doute du contexte, on ne peut pas ajouter "tu es sûr ?" sans changer le contexte d'énonciation → volonté (tu prendras bien du gâteau toi ? → volonté que l'interlocuteur mange du gâteau)		

FIGURE 3.4 – Exemples et contre-exemples donnés aux participants pour remplir le formulaire

Le questions d'abord posées lors de ce test étaient les suivantes (celles-ci n'ont pas d'intérêt pour la suite de cette étude) :

- Quel est votre prénom?
- Quel est votre nom?
- Quel âge avez-vous?
- Avez-vous un diplôme dans le domaine de la linguistique?

Ces premières questions étaient suivies de quinze sections comportant chacune une cible à classer parmi les classes de l'explicite et les classes de l'implicite.

La figure 3.5 montre un exemple de ce que nous pouvions trouver dans le formulaire. Il s'agit d'une cible (question en rouge), entourée de ses contextes gauche et droit (dix tours de parole avant et dix tours de parole après, si cela est possible), tout cela accompagné de l'identifiant du locuteur pour essayer d'obtenir une meilleure compréhension de la

conversation qui a lieu.

L'exemple est suivi de deux questions à chaque fois : la première concerne l'explicite et la seconde concerne l'implicite. Pour pouvoir y répondre, les participants au formulaire avaient à disposition une fiche de consignes à lire attentivement. Cette dernière comprenait les définitions de chacune des classes, c'est-à-dire la typologie détaillée précédemment dans ce travail (figure 3.3), ainsi que des exemples et contre-exemples pour chaque classe afin d'aider à la compréhension des définitions (figure 3.4).

Section 7

Р3	'traînent', 'la mode traîne', 'parce que la'	
P3/P1	'oh là là', "tu as vu l'orage ?"	
P1	'horrible hein'	
Р3	"tu crois pas qu'il faut quelque chose de marrant ?"	
P1/P3	'il y a', 'oh non non'	
P3/P1	-	
P2/P1	"ce qui est le plus joli c'est carrément le le le le à mi-mollet", 'tiens tu en veux euh', '?'	
P2	'vraiment moi je'	
P1	'Suzanne tu en veux ?'	
Р3	'non merci'	
P4	'tu me donnes un petit peu maman ?'	
Р3	"moi je trouve qu'on on", 'pareil à', 'à mi-mollet là oh moi tu sais je crois que ça reviendra', 'plus ou moins ça reviendra', 'aussi bien', "	
P1/P3	'moi je crois que y aura'	
Р3	"y aura la mode pour l'hiver et puis la mode pour l'été", "le court pour l'été le long pour l'hiver"	
P3/P2	'tu te rends compte ?', 'ah oui'	
P5	"mais ce qui est le plus marrant c'est qu'en été y a"	
P1	'ah oui'	
P5	'encore une autre'	
P3/P1	'eh bah dis donc', 'dis donc elle va'	
P1	'hein'	
P5	'encore'	

La question en rouge est une : *
Demande d'Accord
O Demande d'Information
Qu'est-ce qui est sous-entendu par la question en rouge ?*
O Avis
Volonté
O Doute

FIGURE 3.5 – Extrait du formulaire d'évaluation

Ce formulaire est resté en ligne tout au long de ce travail et a ainsi pu récolter 26 participations.

Le tableau ci-dessous présente les résultats obtenus (tous arrondis au centième près) en calculant l'**accord inter-annotateur** entre nous et chacun des participants grâce à un **Kappa de Cohen**, un coefficient qui permet de mesurer l'accord entre deux jugements qualitatifs. Nous avons calculé cet accord pour les classes de l'explicite et de l'implicite à l'aide d'un script.

Participant	Kappa pour l'explicite	Kappa pour l'implicite	
P1	0.86	0.7	
P2	0.59	0.6	
P3	0.29	0.8	
P4	1	0.5	
P5	0.59	0.4	
P6	0.86	0.6	
P7	0.86	0.8	
P8	0.36	0.4	
P9	0.74	0.8	
P10	1	0.9	
P11	0.39	0.6	
P12	1	0.9	
P13	0.47	0.5	
P14	0.86	0.7	
P15	0.86	0.5	
P16	1	0.9	
P17	0.47	0.7	

P18	0.47	0.6
P19	1	0.6
P20	0.05	0.4
P21	0.72	0.8
P22	0.74	1
P23	0.62	0.4
P24	1	0.8
P25	0.62	0.6
P26	0.19	0.6
Moyenne	0.68	0.66
Médiane	0.73	0.6
3 ^e quartile	0.86	0.8

Ces résultats montrent une certaine cohérence puisque, comme nous pouvons le voir grâce à la mesure de la médiane, nous avons obtenu pour 50% des participations un accord inter-annotateur supérieur à 0.73 pour l'explicite et supérieur à 0.6 pour l'implicite. Cela signifie, d'après la table d'interprétation du K de Cohen de [Landis and Koch, 1977], que nous avons pour la moitié des participations un accord fort (entre 0.61 et 0.8) ou un accord presque parfait (entre 0.81 et 1) à la fois pour les classes de l'explicite et de l'implicite.

Nous pouvons également voir, grâce au calcul du $3^{\rm e}$ quartile, qu'environ 25% des participants ont obtenu un accord presque parfait pour les deux classes, puisqu'il est supérieur à 0.86 pour l'explicite et supérieur à 0.8 pour l'implicite.

3.2 Pré-traitements et traits linguistiques intégrés

3.2.1 Étiquetage morpho-syntaxique et lemmatisation

Avant de commencer la tâche de classification automatique qui sera présentée plus tard, nous avons dû effectuer des pré-traitements sur nos données :

- de l'**étiquetage morpho-syntaxique** (ou Part-Of-Speech tagging), qui consiste en l'attribution d'une étiquette correspondant aux informations grammaticales d'un mot
- de la **lemmatisation**, qui consiste en la transformation de chaque mot en son lemme (ou sa forme canonique)

En ce qui concerne la lemmatisation, nous avons commencé par tester l'outil de lemmatisation présent dans la librairie Python **spaCy** mais celui-ci a donné des résultats plutôt mauvais à vue d'oeil, ce dès les premières lignes de notre fichier de données.

Nous avons donc choisi de nous servir de **TreeTagger**, un outil d'annotation permettant d'obtenir à la fois l'information du lemme et du POS tagging de chaque mot, et plus particulièrement des fichiers de paramètres du projet *PERCEO*, un Projet d'Étiqueteur Robuste pour l'Écrit et pour l'Oral constitué de ressources dont l'objectif est l'annotation automatique de données orales ou écrites en lemmes et en parties du discours. Ces fichiers de paramètres ont été obtenus depuis le module d'entraînement de TreeTagger, à partir de fichiers provenant au départ du projet *TCOF*, Traitement de Corpus Oraux en Français. Le script nous ayant permis d'obtenir un fichier data_annotated_lemma.xml contenant les données lemmatisées et un fichier data_annotated_pos_tagging.xml contenant les données étiquetées morpho-syntaxiquement (ces deux fichiers étant exactement au même format que le fichier original de données annotées) peut être retrouvé sur le lien GitHub indiqué en annexe.

Nous trouverons ci-dessous un extrait de nos données lemmatisé d'une part avec spaCy et d'autre part avec TreeTagger, qui nous permettra de nous rendre compte de la différence de qualité entre ces deux résultats.

Extrait de données	Lemmatisation	Lemmatisation
	avec spaCy	avec TreeTagger
oui ça te fait chaud	oui cela t fait chaud al	oui ça te faire chaud
aux fesses ah bon les	fesse ah bon le gens al-	au fesse ah bon le gens
gens vont attraper les	ler attraper le rhume	aller attraper le rhume
rhumes tu comprends	taire comprend	tu comprendre

La raison du choix de ces différentes ressources dans le cadre de notre travail est simplement la volonté d'utiliser des outils adaptés à nos données, qui sont des transcriptions d'enregistrements, ayant eu lieu au cours de repas généralement informels, dans lesquelles nous trouverons certainement des dissimilitudes avec des données écrites classiques.

3.2.2 Lexiques

La mise en place de notre typologie de l'implicite pour les questions mais aussi les phases d'annotation de notre corpus nous ont fait remarquer des éléments lexicaux permettant de discriminer les différentes classes que sont Avis, Volonté et Doute. Ces éléments présentent un intérêt pour la tâche de classification automatique correspondant à la suite de ce travail et constituent des indices que nous avons décidé de regrouper sous la forme de six lexiques détaillés ci-dessous :

- les **verbes de parole** (34 occurrences) : ils sont généralement utilisés pour rapporter, introduire du discours et des paroles dans un récit et ont leur utilité ici puisqu'ils peuvent permettre d'exprimer une volonté de la part d'un des locuteurs (dire, demander, proposer, suggérer, expliquer, etc.)
- les verbes de mouvement (1003 occurrences issues de la ressource lexicale DinaVmouv, [Stosic and Aurnague, 2017]): ils correspondent à des indices permettant de détecter une volonté car comme nous l'avons expliqué dans notre typologie, les cibles de cette classe supposent une action de la part d'un des locuteurs et les verbes de mouvement expriment, comme leur nom l'indique, une idée de mouvement, de déplacement et donc d'action (accrocher, suivre, s'asseoir, remplir, parcourir, etc.)
- les **mots interrogatifs** (24 occurrences) : il s'agit des adverbes et pronoms interrogatifs qui peuvent permettre de détecter une mise en doute à travers une question (qui, combien, lequel, pourquoi, quand, etc.)
- les **interjections** (73 occurrences) : elles correspondent simplement à la liste d'interjections présentées dans le guide de transcription des corpus ESLO et peuvent, en fonction du contexte, permettre la détection d'une mise en doute, d'une émotion ou d'une opinion (mouais, hein, miam, bof, bah, etc.)
- les **sentiments** (190 occurrences) : ce sont des indices pour détecter des avis qui peuvent être des noms, des verbes, des adjectifs ou des adverbes et qui permettent d'exprimer des émotions ou des opinions (apprécier, ravi, haine, nul, inquiéter, etc.)

— les adverbes et adjectifs modaux (24 occurrences) : ils s'agit ici d'indices pour arriver à déterminer des cibles exprimant un doute puisqu'ils permettent d'affirmer ou de mettre en doute quelque chose (vraiment, impossible, certainement, peut-être, vrai, etc.)

3.2.3 Présentation des features utilisées

Pour la suite de cette étude, c'est-à-dire la tâche de classification automatique de nos cibles, nous avons choisi de prendre en compte plusieurs traits linguistiques (features) qui seront donnés en entrée à notre algorithme :

- une vectorisation de chacune de nos cibles (en ce qui concerne cette étape, nous avons décidé de tester trois vectorisations différentes qui seront détaillées dans la partie 3.3.2)
- une vectorisation du contexte gauche de chaque cible (même chose que pour les cibles)
- une vectorisation du contexte droit de chaque cible (même chose que pour les cibles)
- l'information concernant l'explicite pour chacune de nos cibles (Demande d'accord ou Demande d'information) sous forme booléenne, c'est-à-dire 0 ou 1 selon la classe d'appartenance
- l'information de la fréquence des éléments de chaque lexique pour chaque cible (pour chaque cible, cette information est donnée sous la forme d'un nombre entier pour chacun des lexiques qui correspond à la somme des fréquences de chaque élément d'un lexique)
- l'information de la fréquence des éléments de chaque lexique pour chaque contexte gauche de chaque cible (même chose que pour les cibles)
- l'information de la fréquence des éléments de chaque lexique pour chaque contexte droit de chaque cible (même chose que pour les cibles)
- le nombre de mots pour chaque cible
- le nombre de mots pour chaque contexte gauche de chaque cible
- le nombre de mots pour chaque contexte droit de chaque cible
- le nombre de caractères pour chaque cible
- le nombre de caractères pour chaque contexte gauche de chaque cible
- le nombre de caractères pour chaque contexte droit de chaque cible

Ces différents traits seront combinés entre eux pour essayer d'obtenir les meilleurs résultats possibles dans la tâche de classification automatique de nos cibles en trois classes qui définissent l'implicite.

3.3 Modèle informatique : choix des algorithmes et outils

3.3.1 Outils et algorithmes choisis : vue d'ensemble avec Weka

Un des objectifs de cette étude est de trouver un moyen de classification automatique optimal. Le choix des outils et algorithmes pour cette tâche se doit donc d'être adapté à notre corpus et à ses caractéristiques.

Une des premières choses que nous avons décidé de faire est d'utiliser le logiciel **Weka**, qui permet l'utilisation de nombreux algorithmes et outils de machine learning, notamment pour la classification automatique, dans le cadre de l'exploration de données (data mining). Nous avons en effet pensé que cette interface nous permettrait d'essayer rapidement et efficacement plusieurs algorithmes afin d'avoir une idée plus claire de ceux qui pourraient nous apporter les meilleurs résultats pour notre tâche.

Nous nous sommes d'abord concentrés sur l'explicite pour lequel nous avons sélectionné les 1269 éléments de la classe Demande d'accord et 1269 éléments au hasard parmi l'ensemble des éléments de la classe Demande d'information, cette seconde classe comportant plus de données que la première. Ces éléments ont été vectorisés et entrés dans le logiciel Weka. Nous avons ensuite sélectionné le paramètre de validation croisée avec dix ensembles de données et testé plusieurs algorithmes dont nous pouvons trouver les résultats ci-dessous (les définitions de chacun des algorithmes ne sont pas détaillées ici puisque nous n'allons pas forcément nous en servir par la suite et qu'ils permettent surtout d'avoir une vue d'ensemble et des idées plus claires) :

— **Naive Bayes**, correspondant à l'algorithme basé sur le théorème de Bayes, pour lequel nous obtenons sur 2538 éléments à classer 81.787% d'éléments bien classés et 18.203% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===

a	b		< classified	as
1113	156	1	a = DA	
306	963	Τ	b = DI	

FIGURE 3.6 – Matrice de confusion de l'explicite avec Naive Bayes

Precision	Recall	F-Measure
0,784	0,877	0,828
0,861	0,759	0,807
0,822	0,818	0,817

FIGURE 3.7 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec Naive Bayes (trois lignes pour Demande d'accord, Demande d'information et une moyenne)

— ${\bf IBk}$, correspondant à l'algorithme des k plus proches voisins, pour lequel nous obtenons 73.365% d'éléments bien classés et 26.635% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===

a	b		< classified	as
781	488	1	a = DA	
188	1081	1	h = DT	

FIGURE 3.8 – Matrice de confusion pour l'explicite avec IBk

Precision	Recall	F-Measure
0,806	0,615	0,698
0,689	0,852	0,762
0.747	0,734	0,730

FIGURE 3.9 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec IBk (trois lignes pour Demande d'accord, Demande d'information et une moyenne)

— **SMO**, implémentant l'algorithme Sequential Minimal Optimization pour l'entraı̂nement d'un SVM (Support Vector Machine), pour lequel nous obtenons 85.894% d'éléments bien classés et 14.106% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===

a	b		< classified	as
1127	142	1	a = DA	
216	1053	ī	b = DI	

FIGURE 3.10 – Matrice de confusion pour l'explicite avec SMO

Precision	Recall	F-Measure
0,839	0,888	0,863
0,881	0,830	0,855
0,860	0,859	0,859

FIGURE 3.11 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec SMO (trois lignes pour Demande d'accord, Demande d'information et une moyenne)

— **J48**, implémentant l'algorithme C4.5 pour la construction d'arbres de décision, pour lequel nous obtenons 86.052% d'éléments bien classés et 13.948% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===

a	b		< classified	as
1182	87	1	a = DA	
267	1002	ı	b = DI	

FIGURE 3.12 – Matrice de confusion pour l'explicite avec J48

Precision	Recall	F-Measure
0,816	0,931	0,870
0,920	0,790	0,850
0.868	0.861	0.860

FIGURE 3.13 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec J48 (trois lignes pour Demande d'accord, Demande d'information et une moyenne)

— Random Forest, construisant une forêt d'arbres de décision, pour lequel nous obtenons 82.782% d'éléments bien classés et 17.218% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===

a	b		< classified	as
944	325	1	a = DA	
112	1157	ī	b = DI	

FIGURE 3.14 – Matrice de confusion pour l'explicite avec Random Forest

Precision	Recall	F-Measure
0,894	0,744	0,812
0,781	0,912	0,841
0,837	0,828	0,827

FIGURE 3.15 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'explicite avec Random Forest (trois lignes pour Demande d'accord, Demande d'information et une moyenne)

Après avoir obtenu ces résultats qui sont tous assez satisfaisants, nous nous sommes concentrés sur l'implicite. La classe Avis étant la plus petite de nos trois classes (286 éléments), nous avons sélectionné au hasard 286 éléments de chacune des classes Volonté et Doute pour ensuite suivre les mêmes étapes que pour l'explicite :

— Naive Bayes, pour lequel nous obtenons sur 858 éléments à classer 52.098% d'éléments bien classés et 47.902% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===

a	b	С		<	C.	lassified	as
126	86	74	1	a	=	avis	
59	161	66	1	b	=	doute	
41	85	160	1	c	=	wolonte	

FIGURE 3.16 – Matrice de confusion pour l'implicite avec Naive Bayes

Precision	Recall	F-Measure
0,558	0,441	0,492
0,485	0,563	0,521
0,533	0,559	0,546
0,525	0,521	0,520

FIGURE 3.17 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec Naive Bayes (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)

— ${\bf IBk}$, pour lequel nous obtenons 54.429% d'éléments bien classés et 45.571% d'éléments mal classés

	Precision	Recall	F-Measure
=== Confusion Matrix ===	0,758	0,395	0,520
	0,459	0,717	0,559
a b c < classified as	0,569	0,521	0,544
113 119 54 a = avis	0,595	0,544	0,541
22 205 59 b = doute			

FIGURE 3.18 – Matrice de confusion pour l'implicite avec IBk

c = volonte

14 123 149 |

FIGURE 3.19 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec IBk (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)

— **SMO**, pour lequel nous obtenons 59.441% d'éléments bien classés et 40.559% d'éléments mal classés

=== (Confu	sion	Matrix ===	Precision 0,687 0,501	Recall 0,559 0,647	F-Measure 0,617 0,565
a	b	С	< classified as	0,645	0,577	0,609
			a = avis	0,611	0,594	0,597
49	185	52	l b = doute			

FIGURE 3.20 – Matrice de confusion pour l'implicite avec SMO

c = volonte

24 97 165 I

FIGURE 3.21 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec SMO (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)

— ${f J48},$ pour lequel nous obtenons 51.981% d'éléments bien classés et ${f 48.019\%}$ d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===						
a	b	С		<	c.	lassified as
131	94	61	1	a	=	avis
61	163	62	1	b	=	doute
44	90	152	I	С	=	volonte

FIGURE 3.22 – Matrice de confusion pour l'implicite avec J48

Precision	Recall	F-Measure
0,555	0,458	0,502
0,470	0,570	0,515
0,553	0,531	0,542
0,526	0,520	0,520

FIGURE 3.23 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec J48 (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)

— **Random Forest**, pour lequel nous obtenons 60.14% d'éléments bien classés et 39.86% d'éléments mal classés

=== Confusion Matrix ===						
a	b	С		<	С	lassified as
132	105	49	I	a	=	avis
27	206	53	I	b	=	doute
20	88	178	I	С	=	volonte

FIGURE 3.24 – Matrice de confusion pour l'implicite avec Random Forest

Precision	Recall	F-Measure
0,737	0,462	0,568
0,516	0,720	0,601
0,636	0,622	0,629
0,630	0,601	0,599

FIGURE 3.25 – Mesures de précision, rappel et f-mesure pour l'implicite avec Random Forest (quatre lignes pour Avis, Doute, Volonté et une moyenne)

Après avoir obtenu les résultats pour l'explicite et pour l'implicite présentés ci-dessus avec Weka, nous avons décidé de nous focaliser principalement pour la suite de ce travail sur l'aspect implicite dont les classes semblent plus difficiles à déterminer. Pour notre tâche de classification automatique, nous nous sommes donc tournés vers l'algorithme Random Forest pour lequel nous avons obtenu les meilleures performances avec Weka.

Le fonctionnement de celui-ci est basé sur un apprentissage avec plusieurs arbres de décision indépendants qui forment cette forêt et qui permettent d'obtenir des résultats généralement plus précis et plus stables qu'un algorithme d'arbre de décision seul. L'avantage principal de notre algorithme, notamment en comparaison des arbres de décision, est qu'il permet d'éviter le sur-apprentissage, c'est-à-dire le phénomène selon lequel le modèle est trop adapté aux données d'entraînement et donne donc des résultats peu performants au moment de l'évaluer avec les données de test.

Nous avons décidé, pour des raisons techniques (problème d'affichage de matrices notamment, vraisemblablement dû à un problème de compatibilité entre des modules/fonctions Python), d'utiliser l'outil **Google Colab** mis à disposition par Google : il s'agit d'un service cloud gratuit permettant d'avoir accès à des **GPUs** (Graphics Processing Unit) et **TPUs** (Tensor Processing Unit).

3.3.2 Random Forest

3.3.2.1 Rassemblement des données

Afin de pouvoir utiliser toutes les données nécessaires à notre tâche de classification automatique dans notre algorithme, il a fallu rassembler celles-ci dans un fichier .csv à l'aide d'un script que nous pourrons retrouvé sur le lien GitHub fourni en annexe. Une ligne du fichier obtenu contient donc les informations suivantes :

Concernant les vectorisations

- la cible vectorisée
- son contexte gauche vectorisé
- son contexte droit vectorisé

Concernant le POS tagging

- le POS tagging de la cible
- le POS tagging de son contexte gauche
- le POS tagging de son contexte droit

Concernant le lexique des sentiments

- le nombre de mots du lexique des sentiments présents dans la cible
- le nombre de mots du lexique des sentiments présents dans son contexte gauche

— le nombre de mots du lexique des sentiments présents dans son contexte droit

Concernant le lexique des interjections

- le nombre de mots du lexique des interjections présents dans la cible
- le nombre de mots du lexique des interjections présents dans son contexte gauche
- le nombre de mots du lexique des interjections présents dans son contexte droit

Concernant le lexique des mots interrogatifs

- le nombre de mots du lexique des mots interrogatifs présents dans la cible
- le nombre de mots du lexique des mots interrogatifs présents dans son contexte gauche
- le nombre de mots du lexique des mots interrogatifs présents dans son contexte droit

Concernant le lexique des verbes de mouvement

- le nombre de mots du lexique des verbes de mouvement présents dans la cible
- le nombre de mots du lexique des verbes de mouvement présents dans son contexte gauche
- le nombre de mots du lexique des verbes de mouvement présents dans son contexte droit

Concernant le lexique des verbes de parole

- le nombre de mots du lexique des verbes de parole présents dans la cible
- le nombre de mots du lexique des verbes de parole présents dans son contexte gauche
- le nombre de mots du lexique des verbes de parole présents dans son contexte droit

Concernant le lexique des adverbes et adjectifs modaux

- le nombre de mots du lexique des adverbes et adjectifs modaux présents dans la cible
- le nombre de mots du lexique des adverbes et adjectifs modaux présents dans son contexte gauche
- le nombre de mots du lexique des adverbes et adjectifs modaux présents dans son contexte droit

Concernant l'information de l'explicite

— la classe explicite de la cible (Demande d'accord ou Demande d'information)

Concernant le nombre de mots

- le nombre de mots de la cible
- le nombre de mots de son contexte gauche
- le nombre de mots de son contexte droit

Concernant le nombre de caractères

- le nombre de caractères de la cible
- le nombre de caractères de son contexte gauche
- le nombre de caractères de son contexte droit

3.3.2.2 Vectorisation avec un TF-IDF

Nous avons d'abord décidé d'utiliser un **TF-IDF** (figure 3.26), ou **Term Frequency-Inverse Document Frequency**, pour vectoriser nos cibles à l'aide de la fonction *TfidfVectorizer* de la bibliothèque Python *sklearn* (lien GitHub en annexe, résultats partie 4.1.1). Il s'agit de la première des trois vectorisations que nous allons tester afin de finalement en choisir une pour l'inclure dans les traits ou features à intégrer dans notre algorithme.

Le TF-IDF est une mesure qui permet de déterminer l'importance d'un mot en fonction du document dans lequel il se trouve (pour notre travail, un document correspond à une cible) mais aussi en fonction de tous les autres documents qui constituent le corpus (dans notre cas, il s'agit de l'ensemble de nos cibles). En effet, plus un mot a une fréquence élevée

au sein d'une même cible, plus son TF-IDF est élevé, sauf dans le cas où ce mot a également une fréquence élevée au sein de tous les autres documents, ce qui signifierait que ce mot n'est pas discriminant dans le cadre de notre tâche de classification (ce serait par exemple le cas des mots vides tels que « le », « la », « de », « du », etc.).

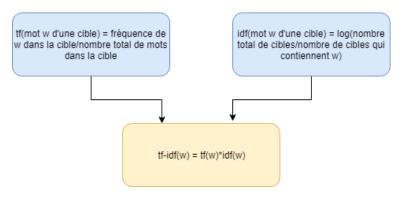


FIGURE 3.26 – TF-IDF

3.3.2.3 Vectorisation avec word2vec

word2vec est un outil s'appuyant sur des réseaux de neurones qui permet la création de vecteurs de mots ([Mikolov et al., 2013]) pouvant prendre en compte et capturer le sens d'un mot dans un texte, ses relations ou sa similarité syntaxique et sémantique avec d'autres mots du texte. Il s'agit d'une technique très utilisée dans le domaine du Traitement Automatique des Langues pour obtenir des vecteurs de mots, c'est la principale raison pour laquelle nous avons voulu la tester avec nos données. Deux types de vectorisations sont proposées par word2vec :

- une première s'appuyant sur le modèle **CBOW** (Continuous Bag-Of-Words), qui utilise le contexte pour prédire un certain mot
- une seconde s'appuyant sur le modèle **Skip-Gram**, qui utilise un mot pour prédire un certain contexte

Ces deux types de vectorisation ont été testés avec le module Python gensim (lien GitHub en annexe). Les vecteurs de mots ont été entraînés à partir de notre propre corpus et nous en avons fait la moyenne pour obtenir un vecteur par cible. Les résultats obtenus se trouvent dans la partie 4.1.2 de ce travail.

3.3.2.4 Vectorisation avec Flair

Après avoir effectué des vectorisations plutôt classiques, nous avons voulu tester les vecteurs pré-entraînés de **Flair** (lien GitHub en annexe, résultats partie 4.1.3), une librairie Python développée par $Zalando\ Research$ et construite directement sur PyTorch (une bibliothèque Python pour l'apprentissage profond), qui propose l'utilisation de « contextual string embeddings », des vecteurs possédant plusieurs avantages [Akbik et al., 2018] comme :

- la possibilité d'être entraînés à partir de gros corpus existants
- la capacité à discriminer les différents sens d'un mot polysémique en fonction du contexte dans lequel celui-ci est utilisé
- la modélisation des mots et de leurs contextes en tant que séquences de caractères

Cela signifie que Flair prévoit à la fois d'encoder les séquences non pas comme des mots mais comme des chaînes de caractères, et de les contextualiser pour obtenir un vecteur différent en fonction du contexte dans lequel elles se trouvent : nous trouverons donc des vecteurs différents pour un même mot ayant plusieurs sens.

Des modèles pré-entraînés sont notamment proposés par Flair pour des tâches telles que la reconnaissance d'entités nommées, le POS tagging et la classification de textes. Une des raisons qui nous a poussés à tester cet outil a été ses performances, dépassant celles d'autres méthodes considérées comme les meilleures auparavant (figure 3.27).

Task	Language	Dataset	Flair	Previous best
Named Entity Recognition	English	Conll-03	93.18 (F1)	92.22 (Peters et al., 2018)
Named Entity Recognition	English	Ontonotes	89.3 (F1)	86.28 (Chiu et al., 2016)
Emerging Entity Detection	English	WNUT-17	49.49 (F1)	45.55 (Aguilar et al., 2018)
Part-of-Speech tagging	English	WSJ	97.85	97.64 (Choi, 2016)
Chunking	English	Conll-2000	96.72 (F1)	96.36 (Peters et al., 2017)
Named Entity Recognition	German	Conll-03	88.27 (F1)	78.76 (Lample et al., 2016)
Named Entity Recognition	German	Germeval	84.65 (F1)	79.08 (Hänig et al, 2014)
Named Entity Recognition	Dutch	Conll-03	90.44 (F1)	81.74 (Lample et al., 2016)
Named Entity Recognition	Polish	PolEval-2018	86.6 (F1) (Borchmann et al., 2018)	85.1 (PolDeepNer)

FIGURE 3.27 – Performances de Flair en comparaison d'autres outils

3.3.2.5 Expériences réalisées

L'objectif étant d'avoir une idée des traits ou features permettant d'aider à la tâche de classification automatique de nos cibles, nous avons décidé de tester notre algorithme tout d'abord avec le moins de traits possibles, puis en en ajoutant au fur et à mesure de l'avancée des expériences et des résultats obtenus. Nous avons donc lancé l'algorithme plusieurs fois, dans l'ordre qui suit, avec comme traits intégrés :

- 1. seulement la vectorisation des cibles
- 2. la vectorisation des cibles et celle des contextes
- 3. la vectorisation des cibles et leur POS tagging
- 4. la vectorisation des cibles, leur POS tagging et les informations des lexiques les concernant
- 5. la vectorisation des cibles, leur POS tagging, les informations des lexiques les concernant et les informations des lexiques concernant les contextes
- 6. la vectorisation des cibles, leur POS tagging, les informations des lexiques les concernant et l'information de la classe de l'explicite (Demande d'accord et Demande d'information)
- 7. la vectorisation des cibles, leur POS tagging, les informations des lexiques les concernant, l'information de la classe de l'explicite et les informations du nombre de mots et du nombre de caractères les concernant
- 8. la vectorisation des cibles, leur POS tagging, les informations des lexiques les concernant, l'information de la classe de l'explicite, les informations du nombre de mots et du nombre de caractères les concernant et les informations du nombre de mots et du nombre de caractères concernant les contextes
- 9. la vectorisation des cibles, les informations des lexiques les concernant, l'information de la classe de l'explicite, les informations du nombre de mots et du nombre de caractères les concernant et les informations du nombre de mots et du nombre de caractères concernant les contextes (même chose qu'avant, sans le POS tagging)

Ces expérimentations ont toutes été testées en équilibrant les classes pour éviter un biais dans les résultats : une classe comportant un nombre plus élevé de cibles aurait probablement été favorisée par rapport aux autres lors de l'étape de classification tandis qu'une classe avec un nombre d'occurrences inférieur à celui des autres classes aurait pu être moins représentée dans les résultats de la classification.

Le corpus a ensuite au préalable été découpé en deux échantillons représentatifs des données :

- un échantillon d'**entraînement** ou **train**, qui constitue l'ensemble d'apprentissage (dans notre cas il correspond à 75% de l'ensemble des données) grâce auquel le modèle ou l'algorithme s'ajuste aux données et apprend
- un échantillon de **test** (dans notre cas il correspond à 25% de l'ensemble des données) permettant de fournir une évaluation finale du modèle

La performance des résultats obtenus ici est calculée avec des mesures de précision, rappel et f-mesure et visualisée avec une matrice de confusion.

Nous avons ensuite testé la méthode de validation croisée **k-fold cross-validation** qui consiste en la séparation du corpus en k échantillons (ce paramètre correspond dans notre cas à la valeur de 8) pour ensuite utiliser tour à tour chacun d'entre eux comme ensemble de test et les autres comme ensemble d'apprentissage. La performance du modèle est alors évaluée dans notre cas en faisant une moyenne des performances obtenues pour chaque groupe à l'aide de mesures de précision, rappel et f-mesure et en visualisant grâce à une matrice de confusion l'ensemble des prédictions de notre algorithme.

Afin d'arriver aux meilleures performances possibles à partir de notre modèle, nous avons dû trouver les hyperparamètres de notre algorithme permettant d'obtenir les résultats les plus satisfaisants. Pour cela, nous nous sommes servis de la fonction **GridSearchCV** de *sklearn* qui permet, une fois que nous lui avons fourni des hyperparamètres associés à différentes valeurs possibles, de sélectionner les valeurs les plus optimales, celles qui permettent au modèle d'être à la fois rapide et efficace. Les hyperparamètres que nous avons choisi de tester sont les suivants :

- **n_estimators** qui correspond au nombre d'arbres constituant la forêt d'arbres de décision (100, 300, 500, 800 ou 1000)
- **criterion** qui correspond au type de mesure choisie (*gini* ou *entropy*) permettant d'évaluer la qualité de chaque point de sépa-

- ration d'un arbre, c'est-à-dire de chaque noeud (gain ou perte d'informations notamment)
- **bootstrap** (*True* ou *False*) qui correspond à l'utilisation ou non de nouveaux échantillons de données sélectionnés dans l'échantillon initial (dans le cas où cette technique ne serait pas utilisée, la construction des arbres se baserait sur l'ensemble de l'échantillon initial)

4. Résultats et discussion

4.1 Random Forest: choix de vectorisation

4.1.1 Vectorisation avec un TF-IDF

La vectorisation des cibles à l'aide d'un TF-IDF nous a permis d'obtenir la matrice de confusion ci-dessous, figure 4.1. Comme nous pouvons le voir, les classes Avis, Doute et Volonté comportaient chacune 286 éléments à répartir. Nous pouvons compter respectivement 174, 170 et 181 éléments bien classés. Le tableau correspondant à la figure 4.2 présente les résultats des mesures de précision, rappel et f-mesure pour chaque classe, calculées par nos soins à partir de la matrice de confusion obtenue, ainsi que les résultats des macro-moyennes des mesures globales calculées par notre algorithme à partir des différents résultats obtenus pour chacun des huit groupes de données formés dans le cadre de la validation croisée.

Lorsque nous parlons de **macro-moyenne**, cela signifie que nous avons au préalable calculé la précision, le rappel et la f-mesure pour chaque classe, puis que nous en avons fait la moyenne pour obtenir des mesures globales. La macro-moyenne est notamment utilisée dans le cadre de problèmes multi-classes, comme dans notre cas.

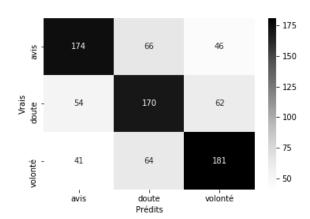


FIGURE 4.1 – Résultats pour la vectorisation avec un TF-IDF

	Précision	Rappel	F-mesure
Avis	0.647	0.608	0.626
Doute	0.607	0.594	0.602
Volonté	0.626	0.633	0.63
Macro	0.622	0.612	0.611

FIGURE 4.2 – Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour la vectorisation avec un TF-IDF

Comme nous le montre la figure 4.2, les résultats obtenus pour une simple classification de la vectorisation des cibles avec un TF-IDF sont assez satisfaisants. En effet, la **précision**, qui nous indique le nombre de cibles classées pertinemment au regard du nombre total de cibles classées (au sein d'un groupe choisi, que ce soit une classe ou l'ensemble des données), le **rappel**, qui nous informe du nombre de cibles pertinemment classées au regard du nombre total de cibles à classer (au sein d'un groupe choisi), et la **f-mesure**, qui correspond à la moyenne harmonique des deux premières mesures, sont supérieurs à 0.6 pour chaque classe ainsi que pour la macro-moyenne (il est à noter que toutes les valeurs ont été arrondies au millième).

4.1.2 Vectorisation avec word2vec

En ce qui concerne la vectorisation avec word2vec, les résultats sont moins intéressants. En effet, nous pouvons observer avec le modèle CBOW que seulement 165, 122 et 142 cibles sur 286 ont été bien classées pour les classes Avis, Doute et Volonté, et avec le modèle Skip-Gram seulement 171, 126 et 164. Les éléments appartenant à la seconde classe ont été particulièrement mal identifiés, comme nous pouvons le voir avec les matrices de confusion correspondantes (figures 4.3 et 4.5).

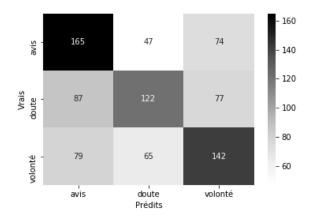


FIGURE 4.3 – Résultats pour la vectorisation avec le modèle CBOW de word2vec

	Précision	Rappel	F-mesure
Avis	0.498	0.577	0.534
Doute	0.521	0.427	0.468
Volonté	0.485	0.497	0.49
Macro	0.506	0.5	0.498

FIGURE 4.4 – Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour la vectorisation avec le modèle CBOW de word2vec

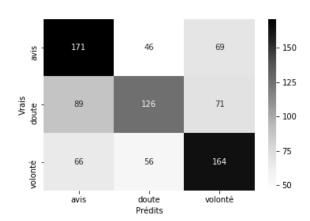


FIGURE 4.5 – Résultats pour la vectorisation avec le modèle Skip-Gram de word2vec

	Précision	Rappel	F-mesure
Avis	0.525	0.598	0.56
Doute	0.553	0.441	0.49
Volonté	0.539	0.573	0.556
Macro	0.543	0.537	0.534

FIGURE 4.6 – Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour la vectorisation avec le modèle Skip-Gram de word2vec

Les mesures de précision, rappel et f-mesure confirment ces résultats peu satisfaisants (figures 4.4 et 4.6) puisqu'elles sont toutes inférieures à 0.6 (voire même inférieures à 0.5) pour le modèle CBOW et pour le modèle Skip-Gram. Cette vectorisation ne sera donc pas celle choisie pour la suite du travail, le but étant de choisir la vectorisation donnant les meilleurs résultats possibles.

4.1.3 Vectorisation avec flair

La dernière vectorisation testée avec notre classifieur est celle proposée par l'outil Flair. Les résultats obtenus sont meilleurs que ceux obtenus

avec word2vec, mais restent cependant moins bons que ceux obtenus avec le TF-IDF. En effet, nous comptons 167, 161 et 176 cibles correctement classées pour les classes Avis, Doute et Volonté, ce qui correspond à des mesures de précision, rappel et f-mesure s'approchant de 0.6 mais restant tout de même inférieures, comme le montrent les figures 4.7 et 4.8.

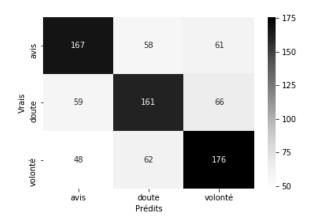


FIGURE 4.7 – Résultats pour la vectorisation avec Flair

	Précision	Rappel	F-mesure
Avis	0.609	0.584	0.596
Doute	0.573	0.563	0.568
Volonté	0.581	0.615	0.596
Macro	0.59	0.587	0.587

FIGURE 4.8 – Mesures de précision, rappel et f-mesure par classe pour la vectorisation avec Flair

La vectorisation choisie pour notre tâche de classification automatique sera donc celle effectuée avec un TF-IDF. Celle-ci présente un intérêt supplémentaire pour notre travail en nous permettant de prendre en considération une information plutôt lexicométrique, sachant que nous avons déjà un grand nombre de traits intégrés portant sur l'aspect sémantique des données (présence de mots appartenant à des lexiques par

exemple) et que les vectorisations avec les outils word2vec et Flair auraient apporté une nouvelle caractéristique de ce type.

4.2 Random Forest : améliorations de l'algorithme

4.2.1 Utilités de la validation croisée

Nous allons, dans cette partie, présenter les résultats obtenus sans et avec validation croisée. Dans notre cas, les 18 figures ci-dessous nous permettent de constater que le simple découpage train/test n'a pas été concluant. Chacune des neuf expériences précédemment présentées et décrites (partie 3.3.2.5) comprend deux figures : une matrice de confusion pour les résultats obtenus sans validation croisée et une matrice de confusion pour les résultats obtenus avec.

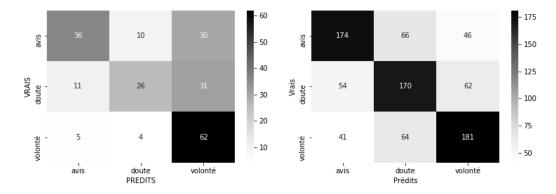


FIGURE 4.9 – Résultats de l'expérience 1 sans validation croisée

FIGURE 4.10 – Résultats de l'expérience 1 avec validation croisée

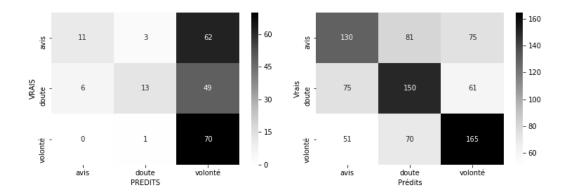


FIGURE 4.11 – Résultats de l'expérience 2 sans validation croisée

FIGURE 4.12 – Résultats de l'expérience 2 avec validation croisée

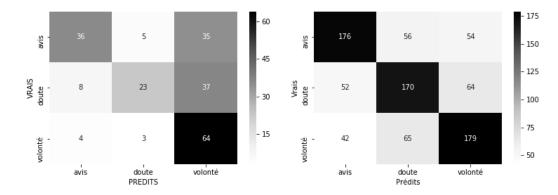


FIGURE 4.13 – Résultats de l'expérience 3 sans validation croisée

FIGURE 4.14 – Résultats de l'expérience 3 avec validation croisée

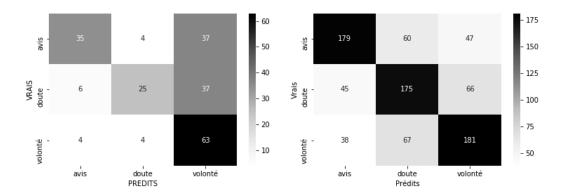


FIGURE 4.15 – Résultats de l'expérience 4 sans validation croisée

FIGURE 4.16 – Résultats de l'expérience 4 avec validation croisée

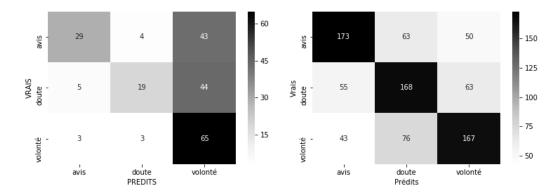


FIGURE 4.17 – Résultats de l'expérience 5 sans validation croisée

FIGURE 4.18 – Résultats de l'expérience 5 avec validation croisée

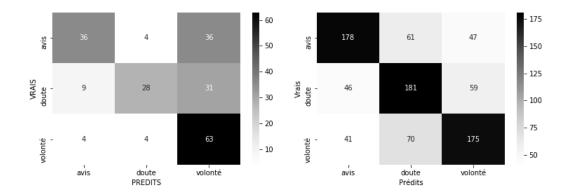


FIGURE 4.19 – Résultats de l'expérience 6 sans validation croisée

FIGURE 4.20 – Résultats de l'expérience 6 avec validation croisée

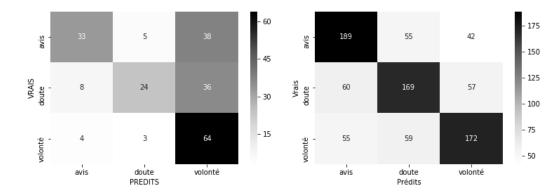


FIGURE 4.21 – Résultats de l'expérience 7 sans validation croisée

FIGURE 4.22 – Résultats de l'expérience 7 avec validation croisée

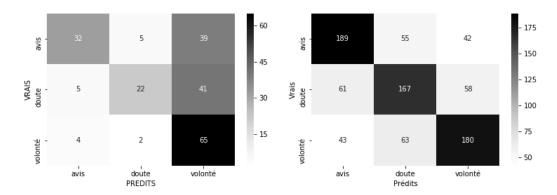


FIGURE 4.23 – Résultats de l'expérience 8 sans validation croisée

FIGURE 4.24 – Résultats de l'expérience 8 avec validation croisée

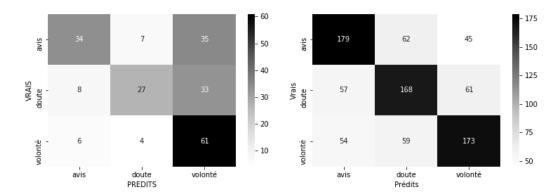


FIGURE 4.25 – Résultats de l'expérience 9 sans validation croisée

FIGURE 4.26 – Résultats de l'expérience 9 avec validation croisée

D'un point de vue uniquement visuel, nous pouvons observer que les résultats obtenus avec la validation croisée sont meilleurs qu'avec un découpage train/test classique. En effet, pour toutes les expériences, les matrices de confusion de gauche (sans validation croisée) montrent un problème de classification au niveau de la classe Volonté, qui contient beaucoup plus d'éléments prédits que les deux autres classes Avis et Doute.

Nous pourrions supposer que l'ensemble d'entraînement contient plus de cibles appartenant à la classe Volonté qu'aux deux autres classes, mais, le découpage en train et test ayant été effectué avec la fonction train_test_split du module sklearn qui prévoit par défaut avec le paramètre shuffle la randomisation des données, cela semble peu probable. De plus, notre script ayant été relancé plusieurs fois avec à chaque fois plus ou moins les mêmes résultats, nous pouvons supposer que les résultats ne dépendent pas de la randomisation effectuée.

Finalement, l'utilisation de la méthode de validation croisée k-fold cross-validation semble corriger ce problème : en échantillonnant nos données en huit groupes, le classifieur a alors huit phases d'apprentissage ou itérations avec à chaque fois un groupe servant d'ensemble de test et les sept autres servant d'ensemble d'entraînement. Cette méthode améliore considérablement les résultats en permettant au modèle de s'adapter à l'ensemble des données et pas seulement à un ensemble d'entraînement déterminé.

4.2.2 Réglages des hyperparamètres

Comme nous l'avons expliqué, un des moyens envisagés pour améliorer les performances de notre algorithme était de tester différents hyperparamètres du classifieur afin d'utiliser ceux permettant d'atteindre les meilleurs scores. Le tableau ci-dessous (figure 4.27) présente les hyperparamètres choisis par la fonction GridSearchCV de *sklearn* comme étant ceux permettant, pour chaque expérience et donc pour chaque ensemble de traits intégrés à l'algorithme, d'obtenir les meilleurs résultats.

		Hyperparamètre						
		n_estimators	criterion	bootstrap				
Expérience	1	300	entropy	True				
	2	500	entropy	False				
	3	500	gini	True				
	4	800	gini	True				
	5	300	gini	True				
	6	800	gini	False				
	7	100	gini	True				
	8	1000	entropy	True				
	9	300	gini	False				

FIGURE 4.27 – Hyperparamètres choisis pour chaque expérience

Nous avons pu remarquer que le réglage de ces hyperparamètres pour chacune des neuf expériences n'a pas réellement apporté de grands changements au niveau des performances de l'algorithme et de la qualité des résultats obtenus, la vitesse semblant être assez dépendante de l'état de la connexion à Google Colab.

Afin de démontrer cela, nous avons répété l'expérience 3 plusieurs fois avec des hyperparamètres différents. Les valeurs de précision, rappel et f-mesure étaient à l'origine respectivement de 0.618, 0.612 et 0.61 avec n_- estimators = 500, criterion = "gini" et bootstrap = True. En changeant les hyperparamètres pour avoir n_- estimators = 1000, criterion = "entropy" et bootstrap = False, nous avons obtenu pour la précision, le rappel et la f-mesure les valeurs de 0.623, 0.615 et 0.615. De même, en réglant les hyperparamètres à n_- estimators = 100, criterion = "gini" et bootstrap = False, nous avons obtenu 0.606 pour la précision, 0.601 pour le rappel et 0.6 pour la f-mesure. Enfin, en changeant les hyperparamètres pour avoir n_- estimators = 300, criterion = "entropy" et bootstrap = True, nous avons obtenu les valeurs de 0.611, 0.607 et 0.606 pour la précision, le rappel et la f-mesure.

Ces multiples changements ne modifient pas réellement le comportement de notre modèle : nous observons quelques différences entre les résultats

présentés ci-dessus mais elles restent peu significatives car les valeurs obtenues se rapprochent finalement toutes des résultats originaux. D'autres hyperparamètres devraient cependant être testés pour savoir s'ils pourraient influer sur les résultats.

4.3 Récapitulatif des résultats et discussion générale

Les résultats obtenus pour chacune des neuf expériences sont présentés dans le tableau ci-dessous, figure 4.28. Ce tableau est un récapitulatif global de l'ensemble des valeurs de précision, rappel et f-mesure obtenues pour chaque expérience. Chacune d'elle correspond à un ensemble choisi de features ou traits, que nous avons cochés dans le tableau : nous pouvons voir par exemple que toutes les expériences incluent le vecteur de la cible mais que seules les expériences 8 et 9 incluent le nombre de caractères pour les contextes gauche et droit, et que l'expérience 3 ne prend en compte que deux traits correspondant au vecteur de la cible et au POS tagging de la cible.

Expériences		1	2	3	4	5	6	7	8	9
	vecteur cible	X	Х	X	Х	Х	Х	Х	Х	Х
	vecteur gauche		X							
	vecteur droit		Х							
	POS tagging cible			Х	Х	Х	Х	Х	Х	
	POS tagging gauche									
	POS tagging droit									
	sentiments cible				Х	Х	X	Х	Х	Х
	sentiments gauche					Х				
	sentiments droit					Х				
	interjections cible				Х	Х	Х	Х	Х	Х
	interjections gauche					Х				
	interjections droit					Х				
	mots interrogatifs cible				Х	Х	Х	Х	Х	Х
	mots interrogatifs gauche					Х				
	mots interrogatifs droit					Х				
Features	mouvement cible				Х	Х	X	Х	Х	Х
	mouvement gauche					Х				
	mouvement droit					Х				
	parole cible				Х	Х	Х	Х	Х	Х
	parole gauche					Х				
	parole droit					Х				
	modaux cible				Х	Х	Х	Х	Х	Х
	modaux gauche					Х				
	modaux droit					Х				
	explicite						Х	Х	Х	Х
	nombre mots cible							Х	Х	Х
	nombre mots gauche								Х	Х
	nombre mots droit								Х	Х
	nombre caractères cible							Х	Х	Х
	nombre caractères gauche								Х	Х
	nombre caractères droit								Х	Х
	Précision	0.445	0.234	0.416	0.426	0.333	0.469	0.399	0.375	0.44
Sans validation croisée	Rappel	0.694	0.759	0.756	0.778	0.781	0.761	0.749	0.786	0.73
	F-mesure	0.542	0.352	0.535	0.55	0.466	0.579	0.519	0.507	0.55
	Précision	0.622	0.52	0.618	0.632	0.6	0.63	0.621	0.631	0.61
Avec validation croisée	Rappel	0.612	0.519	0.612	0.623	0.592	0.622	0.617	0.624	0.60
	F-mesure	0.611	0.515	0.61	0.622	0.59	0.62	0.616	0.622	0.603

FIGURE 4.28 – Tableau récapitulatif des résultats

Chaque expérience réalisée nous a amené à faire certaines hypothèses ou conclusions sur l'importance de certaines informations données à notre classifieur :

- L'expérience 2 nous montre que la vectorisation du contexte (gauche et droit) avec un TF-IDF n'est d'aucune aide pour arriver à des résultats plus intéressants puisqu'elle fait diminuer les valeurs de précision, rappel et f-mesure : la f-mesure est de 0.515 pour l'expérience 2 contre 0.611 pour l'expérience 1, qui comprend uniquement la vectorisation des cibles.
- C'est pour cette raison que nous avons décidé de ne pas prendre en compte le POS tagging des contextes gauche et droit mais uniquement le POS tagging des cibles (expérience 3). En effet, ce choix aurait, selon nous, apporté trop d'informations à l'algorithme, tout comme l'a fait la vectorisation des contextes. Les résultats obtenus pour l'expérience 3, c'est-à-dire la vectorisation des cibles et leur POS tagging, sont très proches de ceux obtenus pour l'expérience 1.
- L'expérience 4 consistait en l'ajout de toutes les informations des lexiques concernant uniquement les cibles comme le montre le tableau. Les mesures de précision, rappel et f-mesure sont pour cette expérience respectivement de 0.632, 0.623 et 0.622, soit sensiblement meilleures que celles obtenues pour les expériences 1 et 3.
- Pour l'expérience 5, nous avons ajouté aux traits de l'expérience 4 l'information des lexiques pour les contextes gauche et droit. Les résultats obtenus ici étant inférieurs à 0.6 pour les trois mesures, nous avons décidé de ne plus prendre en compte ces traits par la suite.
- Nous avons ensuite ajouté, pour l'expérience 6, l'information de la classe explicite pour les cibles. Cela n'a pas apporté de différence significative avec les autres expériences puisque les scores obtenus pour la précision, le rappel et la f-mesure sont de 0.63, 0.622 et 0.62. La précision est cependant la meilleure obtenue jusqu'à maintenant.
- L'ajout des traits concernant le nombre de mots et le nombre de caractères dans chaque cible pour l'expérience 7 n'a pas non plus beaucoup modifié les résultats.
- L'expérience 8 prend également en compte ces traits avec en plus ceux qui concernent les contextes gauche et droit : c'est ici que nous obtenons finalement la meilleure précision avec 0.631 et le meilleur rappel avec 0.624 pour une f-mesure de 0.622.

— Enfin, l'expérience 9 est la même que la précédente, avec le POS tagging de la cible en moins. Les résultats ici sont un peu moins bons que ceux de l'expérience 8, ce qui montre que ce trait est tout de même significatif.

L'expérience qui a, d'après les résultats obtenus, la meilleure combinaison de traits est l'expérience 8 : en effet, c'est elle qui obtient les meilleurs précision et rappel parmi l'ensemble des expériences. Elle comprend tous les traits apportant des informations sur les cibles, ainsi que les informations du nombre de mots et du nombre de caractères pour les contextes gauche et droit, qui sont les seules concernant les contextes des cibles à classer.

Nous avons pu remarquer, notamment au travers de l'expérience 8, que le contexte n'avait pas de réelle importance pour arriver aux meilleurs résultats. Les expériences 2 et 5 montrent même que le classifieur est moins performant lorsque nous lui donnons les informations de la vectorisation des contextes et de la présence des lexiques au sein des contextes, ce qui pourrait avoir un lien avec la fenêtre de contexte choisie (dix tours de parole avant et après la cible) qui apporterait trop d'informations et serait donc trop grande. Il serait alors intéressant de répéter ces mêmes expériences en réduisant la taille des contextes gauche et droit de chacune des cibles. Ce phénomène reflète également notre expérience d'annotation puisqu'au fur et à mesure que cette dernière avançait, nous n'avions plus réellement besoin de lire les contextes des cibles pour arriver à les discriminer selon leur appartenance aux classes Avis, Doute et Volonté. D'après ce résultat, nous pouvons tout de même émettre l'hypothèse que la seule interprétation de la question peut suffire à comprendre l'acte de dialogue implicite qu'elle exprime ou l'intention de la part du locuteur qui l'a énoncée. Pour tester cette hypothèse, il aurait par exemple été intéressant de créer un questionnaire comportant les même questions que le questionnaire utilisé auprès d'un groupe de participants pour vérifier nos annotations, sans les contextes de ces questions. Nous aurions ensuite fourni ce questionnaire à un nouveau groupe de participants pour finalement comparer les réponses aux deux questionnaires : des réponses similaires auraient confirmé l'hypothèse selon laquelle le contexte n'est pas nécessaire à la compréhension de l'acte de dialogue exprimé.

Même si nous pouvons dégager une expérience pour laquelle les résultats sont meilleurs que pour les autres, les scores obtenus aux expériences sont assez serrés et ne semblent pas pouvoir s'améliorer aisément, ce qui nous amène à penser que certains points de notre travail auraient pu être envisagés différemment et que des améliorations sont certainement possibles.

D'autres choix de traits à intégrer auraient peut-être été judicieux et auraient pu donner de meilleurs résultats, tels que des relations sémantiques particulières (synonymie, hyponymie, hyperonymie, antonymie, etc.), des relations de dépendance syntaxique, la durée du segment représentant la cible ou encore des informations prosodiques si nous avions décidé de ne plus uniquement nous focaliser sur les transcriptions.

L'interprétation plus en profondeur des résultats nous aurait permis de mieux appréhender la problématique de classification. Il aurait fallu examiner les cibles une par une après chacune des différentes expériences pour mieux comprendre quels paramètres permettaient un changement de statut pour une cible (de mal à bien classée ou inversement). Ainsi, en nous attardant sur des cibles bien précises et non pas sur l'ensemble du corpus, nous aurions pu adapter plus facilement notre modèle et les traits y étant intégrés.

Un autre point non négligeable aurait été de s'attarder sur les différences et les similitudes entre la classification réalisée par la machine et celle réalisée par un humain, notamment à travers le formulaire de vérification de nos annotations. En effet, il aurait par exemple été intéressant de comparer les cibles ayant présenté une difficulté pour être bien classées par des humains et celles ayant présenté une difficulté pour être bien classées par la machine. Une telle mise en perspective nous aurait permis de mettre en évidence des questions plus faciles à classer que d'autres et donc nous aurait aidé à mieux comprendre les améliorations à apporter pour arriver à classer les cas les plus difficiles.

Enfin, les noms de nos étiquettes auraient pu être différents. Celles-ci constituent en effet le centre de notre travail puisque c'est ce que nous avons déduit de nos recherches, de l'étude de nos données et de notre tâche d'annotation, et ce sur quoi toutes nos expériences s'appuient. Elles constituent une base qui, si elle n'est pas stable, ne permet pas de construire des raisonnements solides. Nous aurions pu définir des classes plus précises, en divisant les classes existantes en sous-classes, comme nous l'avons évoqué avec la classe Doute que nous pensions découper en trois avec les étiquettes Reprise, Précisions et Étonnement, mentionnées dans notre typologie. On pourra d'ailleurs nous reprocher cette typolo-

gie pour deux raisons principales. D'abord parce qu'elle a été validée au travers d'un questionnaire fourni à un groupe de participants avec un ensemble de consignes, d'exemples et de contre-exemples pouvant amener notre méthode à être qualifiée de circulaire car les participants avaient toutes les informations pour ne pas faire d'erreurs. Ensuite parce que l'annotation en elle-même n'a été effectuée que par une seule personne (ce qui suppose qu'elle peut contenir des erreurs), et pourrait donc être qualifiée de subjective ou de personnelle. Cependant, tous les choix qui ont été faits lors de ce travail s'appuient sur ce que nous avons déduit de nos recherches et qui nous a semblé logique et justifié. Le questionnaire permettant de valider nos étiquettes a été pensé pour que les participants puissent comprendre ce que comportait chacune des classes Avis, Doute et Volonté. L'enjeu était ici d'arriver à définir ces classes le mieux possible tout en étant conscient que certains cas resteraient ambigus et dépendraient donc de la réflexion et de l'interprétation de chacun : nous avons d'ailleurs pu voir que notre accord inter-annotateur n'était pas excellent, ce qui confirme le fait que les informations fournies n'étaient pas suffisantes pour obtenir un score parfait. En ce qui concerne l'annotation, il aurait été intéressant de faire annoter l'ensemble du corpus par une autre personne afin de calculer un accord inter-annotateur global. Les résultats obtenus avec le formulaire en ligne donnent malgré tout une première idée de la pertinence de notre annotation et de nos classes.

Finalement, nous pouvons dire que les résultats sont, malgré les différents points soulignés plus haut, significatifs d'une certaine tendance de classification, exprimée à la fois dans Weka et avec l'algorithme Random Forest accompagné de certains traits particuliers, puisqu'ils arrivent à dépasser 0.6 de précision et de rappel.

Conclusion et perspectives

En contextualisant notre sujet qui portait sur les actes de dialogue explicites et implicites dans les questions, nous avons pu dégager des caractéristiques et des définitions propres à chacune de ces notions à partir de travaux existants. Ces recherches, ainsi que le travail d'annotation de notre corpus de 3647 questions nous ont permis d'établir pas à pas une typologie de l'implicite dans les questions. L'évaluation de notre annotation et donc de notre typologie par un groupe de participants à un questionnaire a pu en montrer la cohérence, puisque les accords interannotateurs obtenus étaient de plus de 0.6 pour 50% d'entre eux. Une fois cette typologie finalisée et stable, nous avons pu commencer à implémenter le modèle de classification automatique Random Forest pour ces questions en fonction de leurs classes implicites déterminées pendant l'annotation (Avis, Volonté ou Doute) en intégrant des traits choisis en amont tels que la vectorisation des cibles et des contextes, le POS tagging, des lexiques ou encore le nombre de mots. L'algorithme de classification a atteint, notamment grâce à une méthode de validation croisée et aux réglages des hyperparamètres du classifieur, des scores de 0.631, 0.624, et 0.622 pour la précision, le rappel et la f-mesure respectivement. Une des conclusions principales tirée des expériences menées est le fait que les contextes des questions n'ont pas ou peu d'impact à la fois sur l'annotation et sur la classification en elle-même, puisque nous n'avons quasiment pas intégré de traits les concernant dans l'expérience ayant donné les meilleurs résultats.

Les perspectives de cette étude sont multiples et auraient principalement pour objectif d'arriver à augmenter les performances de classification de notre modèle. Pour cela, une des pistes serait de chercher à mieux comprendre les résultats obtenus. Il serait utile de comparer des questions ayant été bien classées et mal classées, ou encore de comparer les questions classées par le modèle et celles classées par un humain pour vérifier si celles pour lesquelles les classes sont bien ou mal identifiées sont les

mêmes dans les deux situations. Il serait également possible de préciser notre typologie en définissant des sous-étiquettes comme nous l'avions envisagé pour la catégorie Doute de notre typologie (avec Reprise, Précisions et Étonnement). Une suite intéressante de ce travail serait d'élargir la typologie de l'implicite à des types d'énoncés autres que des questions, c'est-à-dire autres que des demandes d'accord ou des demandes d'information. Il faudrait alors se demander si, comme nous l'avons observé pour les questions, le côté implicite existe toujours en plus du côté explicite de l'énoncé ou non.

Cette étude a permis de mettre en évidence les difficultés à traiter de façon automatique une problématique relevant du domaine de la pragmatique. Cependant, les résultats finalement obtenus montrent une certaine pertinence des étiquettes choisies et définies dans notre typologie, même si celles-ci restent améliorables dans une suite potentielle.

Bibliographie

- [Akbik et al., 2018] Akbik, A., Blythe, D., and Vollgraf, R. (2018). Contextual string embeddings for sequence labeling. In *COLING 2018*, 27th International Conference on Computational Linguistics, pages 1638–1649.
- [Alexanderssony Bianka et al., 1997] Alexanderssony Bianka, V., Tsutomu, B.-w., Elisabeth Maiery, F., Reithingery Birte, N., Melanie Siegelyy, S., Alexandersson, J., Buschbeck, B., Fujinamiz, T., Reithingery, N., Schmitzx, B., and Siegelyy, M. (1997). Dialogue acts in verbmobil-2.
- [Anscombre, 1995] Anscombre, J.-C. (1995). La théorie des topoï : sémantique ou rhétorique? Hermès (Paris.1988) [ISSN 0767-9513], 1995, N° 15; p. 185-198.
- [Austin, 1962] Austin, J. L. (1962). How to do things with words. William James Lectures. Oxford University Press.
- [Bunt, 1997] Bunt, H. (1997). Dynamic interpretation and dialogue theory.
- [Bunt, 2005] Bunt, H. (2005). A framework for dialogue act specification.
- [Bunt et al., 2012] Bunt, H., Alexandersson, J., Choe, J., Fang, A., Hasida, K., Petukhova, V., Popescu-Belis, A., and Traum, D. (2012). Iso 24617-2: A semantically-based standard for dialogue annotation. *Proc. of LREC-2012, European Language Resources Association (ELRA)*.
- [Bunt et al., 2017] Bunt, H., Petukhova, V., Traum, D., and Alexandersson, J. (2017). Dialogue Act Annotation with the ISO 24617-2 Standard, pages 109–135.
- [Ducrot, 1969] Ducrot, O. (1969). Présupposés et sous-entendus. *Langue Française*, 4:30–43.
- [Ducrot, 1972] Ducrot, O. (1972). Dire et ne pas dire : Principes de semantique linguistique.
- [Ducrot, 1984] Ducrot, O. (1984). Le Dire et le Dit. Editions de Minuit, Paris.

- [Dugua and Skrovec, 2019] Dugua, C. and Skrovec, M. (2019). ESLO, Enquête Sociolinguistique à Orléans. http://eslo.huma-num.fr/.
- [Dumont et al., 1992] Dumont, C., Baraduc, J., and Bergounioux, G. (1992). L'etude socio-linguistique sur orléans (1966-1991) : 25 ans d'histoire d'un corpus.
- [Grabar and Eshkol-Taravella, 2016] Grabar, N. and Eshkol-Taravella, I. (2016). Prédiction automatique de fonctions pragmatiques dans les reformulations. In *TALN 2016 : Traitement Automatique des Langues Naturelles*, Paris, France.
- [Grice, 1975] Grice, H. (1975). Logic and conversation. Syntax and Semantics 3: Speech Acts. New York: Academic Press, 41-58. Reprinted in Grice, pages 22–40.
- [Jakobson, 1963] Jakobson, R. (1963). Linguistique et poétique. Essais de Linguistique Générale, pages 209–248.
- [James, 1907] James, W. (1907). *Pragmatism*. Longmans, Green and Co.
- [Karoui et al., 2015] Karoui, J., Benamara Zitoune, F., Moriceau, V., Aussenac-Gilles, N., and Hadrich Belguith, L. (2015). Détection automatique de l'ironie dans les tweets en français. In 22eme Conference sur le Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN 2015), pages pp. 1–6, Caen, France.
- [Kerbrat-Orecchioni, 1980] Kerbrat-Orecchioni, C. (1980). L'Énonciation de la subjectivité dans le langage.
- [Kerbrat-Orecchioni, 1986] Kerbrat-Orecchioni, C. (1986). L'implicite.
 A. Colin, Paris.
- [Kerbrat-Orecchioni, 1994] Kerbrat-Orecchioni, C. (1994). Rhétorique et pragmatique : les figures revisitées.
- [Landis and Koch, 1977] Landis, J. R. and Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1):159–174.
- [Mikolov et al., 2013] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S., and Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In Burges, C. J. C., Bottou, L., Welling, M., Ghahramani, Z., and Weinberger, K. Q., editors, Advances in Neural Information Processing Systems 26, pages 3111–3119. Curran Associates, Inc.
- [Moeschler and Reboul, 1994] Moeschler, J. and Reboul, A. (1994). Dictionnaire encyclopédique de pragmatique. Seuil, Paris. ID: unige:110321.

- [Moldovan et al., 2011] Moldovan, C., Rus, V., and Graesser, A. (2011). Automated speech act classification for online chat. pages 23–29.
- [Peirce, 1878] Peirce, C. S. (1878). How to make our ideas clear. *Popular Science Monthly*, 12(Jan.):286–302.
- [Searle, 1975] Searle, J. (1975). Indirect speech acts. *Pragmatics : Critical Concepts*, 5:639–657.
- [Searle, 1976] Searle, J. (1976). A classification of illocutionary acts. Language in Society, 5:1-23.
- [Stosic and Aurnague, 2017] Stosic, D. and Aurnague, M. (2017). Dinavmouv: Description, inventaire, analyse des verbes de mouvement. an annotated lexicon of motion verbs in french.

Annexes

Le lien **GitHub** contenant l'ensemble des scripts et autres fichiers ayant été utilisés dans le cadre de ce mémoire est le suivant :

 $\verb|https://github.com/angelebarbedette/memoire_M2_TAL|$

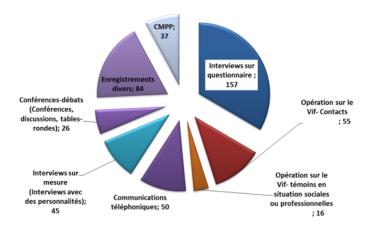


FIGURE 4.29 – Répartition de ESLO1 en nombre de documents

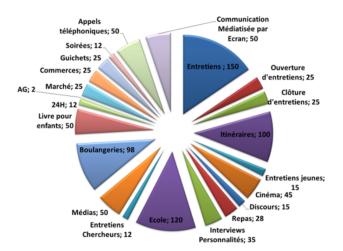


FIGURE 4.30 – Répartition de ESLO2 en nombre de documents

```
<Turn speaker="spk2" startTime="1.104" endTime="5.37">
<Sync time="1.104"/>
oh non
<Sync time="1.932"/>
elle me dit
<Sync time="2.745"/>
que parce que regarde regarde derrière 
<Sync time="4.98"/>
</Turn>
<Turn speaker="spk3" startTime="5.37" endTime="7.097">
<Sync time="5.37"
ah oui derrière elle est coincée par euh
</Turn>
<Turn speaker="spk2" startTime="7.097" endTime="8.584">
<Svnc time="7.097"/>
elle me dit qu'il faut pas que je raccourcisse
<Turn speaker="spk3 spk2" startTime="8.584" endTime="9.658">
<Sync time="8.584"/>
<Who nb="1"/>
<Event desc="pi" type="pronounce" extent="instantaneous"/>
<Who nb="2"/>
oui j'arrive
</Turn>
<Turn speaker="spk4 spk1" startTime="9.658" endTime="13.033">
<Sync time="9.658"/>
<Who nb="1"/>
tiens maman
<Who nb="2"/>
<Event desc="pif" type="pronounce" extent="instantaneous"/>
 comme ça ?
</Turn>

<Turn speaker="spk2" startTime="13.033" endTime="15.212">

<Sync time="13.033"/>
oui
<Sync time="13.565"/>
ça te fait chaud aux fesses
.
<Sync time="14.643"/>
```

```
</Turn>
<Turn speaker="spk1" startTime="15.212" endTime="17.008">
<Sync time="15.212"/>
ah bon
<Sync time="15.555"/>
<Turn speaker="spk3" startTime="17.008" endTime="20.883">
<Sync time="17.008"/>
les gens vont attraper les rhumes tu comprends
<Sync time="19.177"
<Sync time="19.492"/>
alors pour que ça continue
</Turn>
<Turn speaker="spk3 spk1" startTime="20.883" endTime="22.2">
<Sync time="20.883"/>
<Who nb="1"/>
hop ça tient chaud
<Who nb="2"/>
ah bon
</Turn>
<Turn speaker="spk1" startTime="22.2" endTime="23.403">
<Sync time="22.2"/>
on va mettre des gobelets
<Turn speaker="spk2" startTime="23.403" endTime="23.903">
<Sync time="23.403"/>
allez
</Turn>
<Turn speaker="spk2 spk1" startTime="23.903" endTime="27.418">
<Sync time="23.903"/>
on mange oh écoute c'est des pommes de terre
tout le monde a a ses gobelet c'est bon ? euh qu'est-ce qu'il faut ?
<Turn speaker="spk4" startTime="27.418" endTime="28.526">
<Sync time="27.418"/>
<Event desc="pif" type="pronounce" extent="instantaneous"/>
```

```
</Turn>
<Turn speaker="spk1 spk4" startTime="28.526" endTime="39.286">
<Sync time="28.526"/
<Who nb="1"/
oui du pain il m'en a passé mais y a tout ca tu comprends tu comprends alors
je me suis dit
<Event desc="pif" type="pronounce" extent="instantaneous"/>
<Sync time="32.136"/>
de toute manière du pain
<Event desc="pif" type="pronounce" extent="instantaneous"/>
on va voir après manger et puis
<Event desc="pif" type="pronounce" extent="instantaneous"/>
<Svnc time="38.708"/>
<Who nb="1"/>
<Turn speaker="spk1" startTime="39.286" endTime="40.786">
<Sync time="39.286"/>
cet après-midi y en aura encore
</Turn>
<Turn speaker="spk4" startTime="40.786" endTime="43.129">
<Sync time="40.786"/>
<Svnc time="41.279"/>
<Sync time="42.287"/>
</Turn>
```

FIGURE 4.31 – Extrait du fichier original ESLO1_REPAS_275.trs correspondant à la première cible à annoter

```
contexteG n="1612">
ctourG spk="spk4">['tou as pris la', '?']</tourG>
ctourG spk="spk4">['non']</tourG>
ctourG spk="spk4">['non']</tourG>
ctourG spk="spk4">["bah j'ai fini"]</tourG>
ctourG spk="spk3">["Juju tu as l'air fatigué"]</tourG>
ctourG spk="spk4 spk1">['hm']</tourG>
ctourG spk="spk4 spk1">['hm']</tourG>
ctourG spk="spk3 spk4">['lou film l']</tourG>
ctourG spk="spk3 spk4">['lou film l']</tourG>
ctourG spk="spk3">['en fait tu fais une dépression']</tourG>
ctourG spk="spk3">['en fait tu fais une dépression']</tourG>
ctourG spk="spk3">['u peux le dire hein', "euh non non j'ai la p="]</tourG>
ctourG spk="spk4">['j'ai la papate t'inquiète"]</tourG>
ctourG spk="spk2">['wouah ça se voit pas hein', "j'ai bien mangé"]</tourG>
ctourG spk="spk4">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourG>
c/contexteG>

cible n="1612" spk="spk4">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk4">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une gueule de déprimé ?"]</tourD>
ctourD spk="spk2">["quoi pourquoi tout le monde me dit j'ai une
```

FIGURE 4.32 – Exemple annoté 1 pour Avis

FIGURE 4.33 – Exemple annoté 2 pour Avis

Figure 4.34 – Exemple annoté 3 pour Avis

FIGURE 4.35 – Exemple annoté 4 pour Avis

```
<contexteG n="2318">
 <tourG spk="spk4">['ou alors il tourne autour de la machine à laver']</tourG>
<tourG spk="spk4">['ou alors il tourne autour de la machine a laver']</tourG>
<tourG spk="spk2">['ah ou c'est pas mal non plus"]</tourG>
<tourG spk="spk2">['au fait la machine et tout ça c'est ça en est où euh votre euh", "vous avez vu
le type euh de le EDF euh de l'électricien il est passé ?"]</tourG>
<tourG spk="spk4 spk2">['ils ont', 'ouais']</tourG>
<tourG spk="spk4 spk2">['envoyé le devis euh au propriétaire et ils attendent qu'il bouge"]</tourG>
<tourG spk="spk4">['arcord"]</tourG>
<tourG spk="spk4">['arcord"]</tourG>
<tourG spk="spk4">['arcord"]</tourG></tourG></tourG></tourG></tourG></tourG></tourG></tourG></tourG>

 <tourG spk="spk4">["et c'est un petit vieux donc il faut pas le forcer"]</tourG>
 <tourG spk="spk4">["et c'est un petit vieux donc il faut pas le forcer"]</tourG>
<tourG spk="spk1">["en attendant on n'a pas de machine à laver"]</tourG>
<tourG spk="spk4 spk2">['hm', 'ouais toujours']</tourG>
<tourG spk="spk2">['pas parce que ouais vous êtes euh']</tourG>
<tourG spk="spk1">["on a fait deux machine à laver on en a eu pour soixante euros c'est bien hein
 ?"1</tourG>
 </contexteG
 <cible n="2318" spk="spk1" explicite="DA" implicite="avis" doute plus="">on a fait deux machine à
 laver on en a eu pour soixante euros c'est bien hein ?</cible>
 <contexteD n="2318"</pre>
  <tourb spk="spk1">["on a fait deux machine à laver on en a eu pour soixante euros c'est bien hein
 ?"]</tourD>
    tourD spk="spk2">['oh ah ouais la vache', 'bah vous pourriez en ramener là hein on peut en laver
<tourD spk="spk2">['oh ah ouais la vache', 'bah vous pourriez en ramener là hein on peut en laver
ici nous', 'puis après on fout un coup de sèche-linge', 'ce week-end quand vous viendrez']</tourD>
<tourD spk="spk2 spk1">['faudra ramener vos affaires', 'non mais on a déjà fait hein']</tourD>
<tourD spk="spk2 spk4">['non mais là si vous en avez', 'on y est allé hier']</tourD>
<tourD spk="spk2">['euh ce week-end euh pensez-y', 'vous ramenez votre sac et puis euh']</tourD>
<tourD spk="spk2">['euh ce week-end euh pensez-y', 'vous ramenez votre sac et puis euh']</tourD>
<tourD spk="spk2">['important ça', 'je suis en train de faire toutes les pages']</tourD>
<tourD spk="spk3">['important ça', 'je suis en train de faire toutes les pages']</tourD>
<tourD spk="spk3">['im hm oui']</tourD>
<tourD spk="spk4">['im hm oui']</tourD>
<tourD spk="spk4">['im hm oui']</tourD></tourD></tourD></tourD spk="spk4">['im hm oui']</tourD></tourD></tourD></tourD></tourD spk="spk4">['im hm oui']</tourD></tourD></tourD></tourD>
 <tourD spk="spk2">['hm']</tourD>
<tourD spk="spk1">['de la fumée']</tourD>
 </contexteD>
```

FIGURE 4.36 – Exemple annoté 5 pour Avis

```
<contexteG n="5">
 <tourG spk="spk3">['les gens vont attraper les rhumes tu comprends', 'alors pour que ça continue']
 </tourG>
 <tourG spk="spk3 spk1">['hop ça tient chaud', 'ah bon']</tourG>
<tourG spk="spk1">['on va mettre des gobelets']</tourG>
<tourG spk="spk2">['allez']</tourG></tourG>
 <tourg spk="spk2" spk1">["on mange oh écoute c'est des pommes de terre", "tout le monde a a ses
gobelet c'est bon ? euh qu'est-ce qu'il faut ?"]</tourG>

<tourG spk="spk1 spk4">["oui du pain il m'en a passé mais y a tout ça tu comprends tu comprends alors je me suis dit", 'de toute manière du pain', 'on va voir après manger et puis', 'où on en est et puis on ira en rechercher euh']</tourG>
 <tourG spk="spk1">['cet après-midi y en aura encore']</tourG>
<tourG spk="spk4">['hm', 'hm hm']</tourG>
 <tourG spk="spk3">['euh']</tourG>
<tourG spk="spk2">['on', 'on met quoi comme casserole Suzanne ?']</tourG>
 <cible n="5" spk="spk2" explicite="DI" implicite="volonté" doute_plus="">on met quoi comme casserole
 Suzanne ?</cible>
 <contexteD n="5">
<tourD spk="spk2">['on', 'on met quoi comme casserole Suzanne ?']</tourD>
 <tourD spk="spk3">['quelle casserole ?']</tourD
<tourD spk="spk2">['euh']</tourD>
 <tourD spk="spk1 spk2":['il marche euh vraiment le truc ?', 'tu peux oui']</tourD>
<tourD spk="spk6">['tu viens ?']</tourD>
 <tourD spk="spk1 spk2">['non mais moi je trouve que quand même euh je trouve que', 'allez viens']
 </tourD>
tourD spk="spk1">["ça ça c'est un peu mini là", 'hein ?']</fourD>

tourD spk="spk2 spk1">['qui ? moi ? mais non', 'oui']</fourD>

tourD spk="spk2">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</fourD>

tourD spk="spk1 spk2">['oui', 'elles lui sont plus longues que moi', 'bah non non mais nous on voit les miches là', 'elles attends elles sont pas', 'y a rien à faire']</fourD>

tourD out="spk2"|spk2"|spk2">['courD out="spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk2"|spk
<tourD spk="spk3">['même pas']</tourD>
</contexteD>
```

FIGURE 4.37 – Exemple annoté 1 pour Volonté

```
<contexteG n="2106">
<tourG spk="spk2"["c'est pas terrible", "ça c'était la cuillère", '', "je préviens
l'enregistreur", "parce qu'il a eu peur"]</tourG>
<tourG spk="spk3">['dans le rôle de la cuillère la cuillère']</tourG>
<tourG spk="spk1"['bravo']</tourG>
<tourG spk="spk1"['bravo']</tourG>
<tourG spk="spk2">['os', 'euh qu- qui en reveut ?']</tourG>
<tourG spk="spk2 spk3">['magnifique', "ça c'est les"]</tourG>
<tourG spk="spk2">['os', 'euh qu- qui en reveut ?']</tourG>
<tourG spk="spk2">['os', 'euh qu- qui en reveut ?']</tourG>
<tourG spk="spk2">['magnifique', "qa c'est les"]</tourG>
<tourG spk="spk3">['lm moi j'en reveux pas"]</tourG>
<tourG spk="spk3">['lm moi j'en reveux pas"]</tourG>
<tourG spk="spk3">['lourG>
<tourG spk="spk3"]['il a fini sa côte d'ailleurs ?"]</tourG>
<tourD spk="spk1">['lourG>
<tourD spk="spk1">['lourG>
<tourD spk="spk1">['lourG>
<tourD spk="spk1">['lourG>
<tourD spk="spk1">['lourG>
<tourD spk="spk1">['lourD>
<tourD spk="spk1">['lourD>
<tourD spk="spk3">['lourD>
<tourD spk="spk3">['lourD>
<tourD spk="spk3">['lourD>
<tourD spk="spk3">['lourD>
<tourD spk="spk1">['lourD>
<tourD spk="spk4">['lourD>
```

FIGURE 4.38 – Exemple annoté 2 pour Volonté

```
ccontexteG n="2109">
ctourG spk="spkl spk2">['plastique', 'au fait son machin']</tourG>
ctourG spk="spkl spk2">['en bois là vous lui avez remis ?']</tourG>
ctourG spk="spkl spk2">['en bois là vous lui avez remis ?']</tourG>
ctourG spk="spk2">['en bois qu'on lui avait achetée", "tu sais le machin l'espèce de tunnel"]
</tourG>
ctourG spk="spk4">['hm', 'elle est dans le placard encore']</tourG>
ctourG spk="spk2">['marce qu'il commençait à s'y faire ici", 'de temps en temps il essayait de
passer dessous', "mais c'était rare hein quand même parce que des fois que ça coince", "mais
c'était marrant parce que", "on pensait qu'il allait se faire les dents c'était le but aussi"]
</tourG>
ctourG spk="spk2 spk4">['qu'il se fasse les dents dessus", 'hm hm']</tourG>
ctourG spk="spk2">['et en fait pas du tout']</tourG>
ctourG spk="spk2">['et en fait pas du tout']</tourG>
ctourG spk="spk2">['et en fait pas du tout']</tourG>
ctourG spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tourG>
</tourG spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tourG>
</tourcd spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tourG>
</tourcd spk="spk2">['u en veux toi ?']</tourcdource spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tourcdource spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tourcdource spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tource stource spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tource stource spk="spk2">['tu en veux toi ?']</tource spk="spk2">['tourd)

ccontexteD n="2109" spk="spk2">['u est bizarre je sais pas pourquoi ouais", "il avait la trouille de renter dedans hein c'était">['dourd)

ctourD spk="spk3">['co'est bizarre je sais pas pourquoi ouais", "il avait la trouille de renter dedans hein c'était")

ctourD spk="spk3">['en je houbt']

ctourD spk="spk3">['et puis', "on lui mettait des friandises à l'intérieur", 'mais malgré les friandises euh tu vois', 'il pot- il posait le nez comme ça hop il bouffait le truc et puis', "tu en veux d'autre ?"]

ctourD spk="spk3">['en puis', "on lui mettait des friandises à l'inté
```

FIGURE 4.39 – Exemple annoté 3 pour Volonté

```
<contexteG n="2337">
<tourG spk="spk2">['un faux', 'voilà ça revient moins cher']</tourG>
<tourG spk="spk2">['maintenant on a de la place']</tourG>
<tourG spk="spk2">['maintenant on a de la place']</tourG>
<tourG spk="spk2">['maintenant on a de la place']</tourG>
<tourG spk="spk2">['la teiat petit comme ça', 'ah il était tout petit ouais', "c'est ça ouais un minuscule"]</tourG>
<tourG spk="spk4 spk4">['il était adapté à l'appartement", "c'était un petit lapin"]</tourG>
<tourG spk="spk4">['on va le donner à Matraque']</tourG>
<tourG spk="spk4">['un gros du bidon']</tourG>
<tourG spk="spk1">['un gros du bidon']</tourG>
<tourG spk="spk4">['un gros du bidon']</tourG>
<tourG spk="spk2">['bon ça y est tu as bien saccagé le le journal ?']</tourG>
</contexteG>
</contexteG>
</contexteG n="2337"

<tourD spk="spk2">['bon ça y est tu as bien saccagé le le journal ?']</tourD>
<tourD spk="spk2">['je l'ai pas saccagé je l' ra- j'ai rajouté des trucs stylés"]</tourD>
<tourD spk="spk1">['"je l'ai pas saccagé je l' ra- j'ai rajouté des trucs stylés"]</tourD>
<tourD spk="spk4">['"je l'ai amélioré", 'voilà', 'une chienne', 'non', 'une dame avec un chien mort']</tourD>
<tourD spk="spk4">['"je l'ai amélioré", 'voilà', 'une chienne', 'non', 'une dame avec un chien mort']</tourD>
<tourD spk="spk4">['"je l'oraja unéliorém, 'voilà', 'une chienne', 'non', 'une dame avec un chien mort spk="spk1">[''ab bah les vieilles comme ça elles ont toujours des renards tu sais autour de la taille tu vois']</tourD>
<tourD spk="spk2">[''des renards']</tourD>
<tourD spk="spk2">[''ourD>
<tourD spk="spk2">[''ourD>
<tourD spk="spk2">[''ourD>
<tourD spk="spk2">[''ourD>
<tourD spk="spk2">[''fuurD>
<tourD spk="spk2">[''fuurD>
<tourD spk="spk2">[''f
```

FIGURE 4.40 – Exemple annoté 4 pour Volonté

```
contexteG n="2408">
ctourG spk="spk2">['oh là là', 'non']</tourG>
ctourG spk="spk2">['oh bah attends']</tourG>
ctourG spk="spk2">['oh là là']</tourG>
ctourG spk="spk2">['oh là là']</tourG>
ctourG spk="spk2">['oh là là']</tourG>
ctourG spk="spk2">['ah ben ça y est']</tourG>
ctourG spk="spk2">['un coup c'est Coppé"]</tourG>
ctourG spk="spk2">['un coup c'est Fillon", 'ah non mais là']</tourG>
ctourG spk="spk2">['la anon avis c'est ils vont se"]</tourG>
ctourG spk="spk2">['la anon avis c'est ils vont se"]</tourG>
ctourG spk="spk2">['la anon avis c'est ils vont se"]</tourG>
ctourG spk="spk2 spk3">['ils vont se foutre sur la gueule', "j'entendais ce matin que"]</tourG>
ctourG spk="spk2 spk3">['til a vont se foutre sur la gueule', "j'entendais ce matin que"]</tourG>
ctourG spk="spk2">['tu peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourG>
ctourG spk="spk2">['tu peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['tu peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['tu peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['tu peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['tu peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['to peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['to peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['to peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['to peux amener la salade ? oui ben', "c'est que la place de bonne hein"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['un coup spk2"spk2">['tourD= spk2"spk2">['
```

Figure 4.41 – Exemple annoté 5 pour Volonté

```
<contexteG n="6">
<tourd spk="spk1">['hop ça tient chaud', 'ah bon']</tourG>
<tourd spk="spk1">['on va mettre des gobelets']</tourG>
<tourd spk="spk2">['allez']</tourG>
<tourd spk="spk2">['allez']</tourG>
<tourd spk="spk2">['allez']</tourG>
<tourd spk="spk2">['on mange oh écoute c'est des pommes de terre", "tout le monde a a ses gobelet c'est bon? euh qu'est-ce qu'il faut ?"]</tourG>
<tourd spk="spk1 spk4">['oui du pain il m'en a passé mais y a tout ça tu comprends tu comprends alors je me suis dit", 'de toute manière du pain', 'on va voir après manger et puis', 'où on en est et puis on ira en rechercher euh']</tourG>
<tourd spk="spk1">['out après-midi y en aura encore']</tourG>
<tourd spk="spk1">['out après-midi y en aura encore']</tourG>
<tourd spk="spk3">['euh']</tourG>
<tourd spk="spk3">['pardon', "alors là euh qu'est-ce qu'il faut encore ?", 'du sel', 'des serviettes']</tourG>
<tourd spk="spk3">['euh']</tourG>
<tourd spk="spk3">['euh']</tourG>
<tourd spk="spk3">['quelle casserole ?']</tourG>
<tourd spk="spk3">['quelle casserole ?']</tourG>
</tourd spk="spk3">['quelle casserole ?']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd)>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk1">['quelle casserole ?']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk1">['quelle casserole ?']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk1">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni']</tourd>
<tourd spk="spk3">['uni
```

FIGURE 4.42 – Exemple annoté 1 pour Doute

```
contexteG n="11">
ctourG spk="spk4">['hm', 'hm hm']</tourG>
ctourG spk="spk4">['hm', 'hm hm']</tourG>
ctourG spk="spk1">['pardon', "alors là euh qu'est-ce qu'il faut encore ?", 'du sel', 'des
serviettes']</tourG>
ctourG spk="spk3">['euh']</tourG>
ctourG spk="spk3">['euh']</tourG>
ctourG spk="spk3">['quelle casserole ?']</tourG>
ctourG spk="spk2">['euh']</tourG>
ctourG spk="spk2">['euh']</tourG>
ctourG spk="spk2">['il marche euh vraiment le truc ?', 'tu peux oui']</tourG>
ctourG spk="spk1">['tu viens ?']</tourG>
ctourG spk="spk1">['tu viens ?']</tourG>
ctourG spk="spk1">['qu q ca c'est un peu mini là", 'hein ?']</tourG>
ctourG spk="spk2">['qui ? moi ? mais non', 'oui']</tourG>
ctourG spk="spk2 spk1">['qui ? moi ? mais non', 'oui']</tourG>
ctourG spk="spk2 spk1">['qui ? moi ? mais non', 'oui']</tourG>
ctourG spk="spk2 spk1">['qui ? moi ? mais non', 'oui']</tourD>
ctourD spk="spk2 spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais de toute façon Suzanne', "les jupes qu'elle a"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais toutends je veux pas non plus qu'elle les rallonge"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais tu entends je veux pas qu'elle y rallonge"]</tourD>
ctourD spk="spk1">['mais tu entends je veux pas non plus qu'elle les rallonge"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['mais tu entends je veux pas non plus qu'elle les rallonge"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['mais tu entends je veux pas non plus qu'elle les rallonge"]
ctourD>
ctourD spk="spk2">['hei']</tourD>
ctourD spk="spk2">['hei']</tourD>
ctourD spk="spk2">['hei']</tourD>
ctourD spk="spk2">['hei']</tourD>
ctourD spk="spk2">['hei']</
```

FIGURE 4.43 – Exemple annoté 2 pour Doute

```
<contexteG n="2112">
<tourG spk="spk2">["c'est bizarre je sais pas pourquoi ouais", "il avait la trouille de rentrer
dedans hein c'était"]</tourG>
<tourG spk="spk2 spk3">['clair hein', 'merci']</tourG>
<tourG spk="spk2 spk3">['clair hein', 'merci']</tourG>
<tourG spk="spk3 spk2">['il était', 'ah ouais attends il', 'consciensieusement', 'il faisait le
tour']</tourG>
<tourG spk="spk2">['il était', 'ah ouais attends il', 'consciensieusement', 'il faisait le
tour']</tourG>
<tourG spk="spk2">['et puis', "on lui mettait des friandises à l'intérieur", 'mais malgré les
friandises euh tu vois', 'il pot- il posait le nez comme ça hop il bouffait le truc et puis', "tu
en veux d'autre ?"]</tourG>
<tourG spk="spk2">['merci', 'bon']</tourG>
<tourG spk="spk3">['inon']</tourG>
<tourG spk="spk2">['imerci', 'bon']</tourG>
<tourG spk="spk2">['ihm c'est marrant", 'et Rougail il va bien ?']</tourG>
<tourG spk="spk2">['lhm c'est marrant", 'et Rougail il va bien ?']</tourG>
<tourG spk="spk2">['il tourne ']</tourG>
<tourG spk="spk2">['il tourne ']</tourG>
<tourG spk="spk2">['il tourne ']</tourG>
<tourD spk="spk2">['il tourne ']</tourD>
<tourD spk="spk4">['il tourne ']</tourD>
<tourD sp
```

FIGURE 4.44 – Exemple annoté 3 pour Doute

FIGURE 4.45 – Exemple annoté 4 pour Doute

```
<contexteG n="2326</pre>
<tourG spk="spk1">['dans six mois ?']</tourG>
<tourG spk="spk4">['ben peut-être']</tourG>
  tourG spk="spk2">["et le  et l'autre et ah oui si la fuite d'eau elle avait été réparée par contre
?"]</tourG>
t' | // tourG spk="spk4">['ouais']</tourG>
<tourG spk="spk1">["moi j'en ai marre de cette affaire-là", 'parce que']</tourG>
<tourG spk="spk2">['et le', 'et son votre problème de ga- de dépôt de garantie pas de retour non
plus ?']</tourG>
ctourG spk="spk2 spk1">['toujours pas ?', "pour l'instant euh"]</tourG>
<tourG spk="spk1">['la semai- le jeudi']</tourG>
<tourG spk="spk4">["faut qu'on rappelle le"]</tourG>
<tourG spk="spk4">["faut qu'on rappelle le"]</tourG>
<tourG spk="spk1">["j'appelle jeudi et je sais ce que je sais où est-ce que ça en est"]</tourG>
<tourG spk="spk2">["et sinon le et et la Caf c'est réglé ?", 'parce que vous aviez un souci aussi
?']</tourG>
 cible n="2326" spk="spk2" explicite="DA" implicite="doute" doute plus="précisions">et sinon le et
et la Caf c'est réglé ?</cible>
 <contexteD n="2326"</pre>
 <tourD spk="spk2">["et sinon le et et la Caf c'est réglé ?", 'parce que vous aviez un souci aussi
?']</tourD>
 <tourD spk="spk4">['non']</tourD>
ctourD spk="spk4">['non']</tourD>
ctourD spk="spk2 spk4">['pourquoi ?', 'on a envoyé']</tourD>
ctourD spk="spk2">['ouais il est pas fait ?']</tourD>
ctourD spk="spk4">['le papier et le dossier est pas encore fait encore']</tourD>
ctourD spk="spk4">['ouais il est pas fait ?']</tourD>
ctourD spk="spk4">['oun l'a envoyé le quatorze"]</tourD>
ctourD spk="spk2">['effectivement']</tourD>
ctourD spk="spk4">['min', 'ça fait un moment']</tourD>
ctourD spk="spk4">['ouais', "alors qu'ils"]</tourD>
ctourD spk="spk1">["nous avaient dit à l'agence qu'ils s'occupaient"]</tourD>
ctourD spk="spk1 spk4">['de tout', 'ouais']</tourD>
ctourD spk="spk1 spk4">['de tout', 'ouais']</tourD>

 </contexteD>
```

FIGURE 4.46 – Exemple annoté 5 pour Doute