



HAL
open science

Patrons linguistiques pour l'extraction de tâches dans des transcriptions de réunions

Namrata Patel, Mathilde Lannes, Camille Pradel

► **To cite this version:**

Namrata Patel, Mathilde Lannes, Camille Pradel. Patrons linguistiques pour l'extraction de tâches dans des transcriptions de réunions. IC 2019 - 30es Journées francophones d'Ingénierie des Connaissances, AFIA, Jul 2019, Toulouse, France. pp.158-166. hal-02329675

HAL Id: hal-02329675

<https://hal.science/hal-02329675>

Submitted on 23 Oct 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Patrons linguistiques pour l'extraction de tâches dans des transcriptions de réunions

Namrata Patel^{1,2}, Mathilde Lannes³, Camille Pradel³

¹ VISEO, 38000 Grenoble, France
namrata.patel@viseo.com

² UNIVERSITÉ MONTPELLIER 3 - PAUL VALÉRY, 34090 Montpellier, France
namrata.patel@univ-montp3.fr

³ SYNAPSE DÉVELOPPEMENT, 31000 Toulouse, France
{mathilde.lannes, camille.pradel}@synapse-fr.com

Résumé : Nous présentons une méthode d'extraction d'informations en deux grandes étapes : (1) analyse morphosyntaxique et annotation sémantique du texte, puis (2) identification de patrons linguistiques par application d'un ensemble de règles sur le texte annoté. Elle est appliquée sur des cas d'usage d'extraction de tâches : des transcriptions de réunions. Une évaluation qualitative manuelle sur un jeu de données réduit montre des résultats encourageants.

Mots-clés : Patrons linguistiques, Extraction d'information, Extraction de tâches.

1 Introduction

Nous présentons dans ce papier une approche de détection automatique de tâches qui s'inscrit dans le cadre de réunions de travail ; un moment bien connu de la plupart d'entre nous dans la vie professionnelle, et qui consomme une bonne partie de notre temps.

Une fois celle-ci terminée, il reste encore un compte rendu à produire, témoignant des principaux aspects abordés lors de la réunion, comme les tâches exprimées, les problèmes rencontrés et les décisions prises. Grâce aux outils dits "Speech-to-text", il est aujourd'hui possible d'enregistrer et ensuite de générer une retranscription textuelle de tout ce qui a été dit lors de la réunion. Un enjeu important est alors d'être capable d'extraire automatiquement de ces retranscriptions textuelles, souvent fortement bruitées, des informations pertinentes, telles que les tâches exprimées par les participants de la réunion.

1.1 Contexte - le projet REUs

Notre approche de détection de tâches s'intègre dans le cadre d'un projet FUI, REUs, composé d'industries et de laboratoires scientifiques. REUs se propose de construire des outils permettant d'améliorer l'efficacité des réunions en préparant des documents en aval : le système REUs est un système complexe qui combine des technologies pour la prise de son, pour la transformation de son en texte, ainsi que des technologies dédiées à la compréhension du texte, dont en particulier la détection de tâches.

Dans ce contexte, nous considérons deux cas d'usage de réunions de type suivi de projets, et nous nous focalisons dans un premier temps sur les réunions en langue française :

- un suivi de réunion de type formation de futurs managers dans le cas d'une école de management,
- un suivi de projets dans le contexte de coaching à des entrepreneurs, avec une société de coworking.

Les difficultés pour construire un tel système, même en se limitant à la détection de tâches, sont multiples. Comment associer le destinataire d'une tâche à l'expression de la tâche dans le contexte de retranscriptions de réunions ? Comment distinguer les actions liées à des tâches de celles évoquées simplement en cours de conversation ? Au delà de ces difficultés sémantiques,

il y a la contrainte des données qui sont bruitées, avec des propos qui ne sont pas toujours structurés, et où plusieurs locuteurs interviennent en même temps.

Nous décrivons dans ce qui suit, l'approche développée par deux partenaires industriels du projet, Synapse Développement et Viseo, dans le but de produire un outil "preuve de concept" pour la détection automatique des tâches.

Plus précisément, il s'agit de combiner la technologie de compréhension automatique de la langue, appelée Machine Reading et développée par Synapse Développement, avec l'expertise de Viseo, spécialisée en extraction d'informations par approches symboliques, afin de réaliser cette première "preuve de concept".

2 Etat de l'art

Dans le contexte du projet REUs, Alizadeh *et al.* (2018) ont mené une première étude expérimentale qui traite les enjeux scientifiques liés aux extractions d'informations dans les retranscriptions de réunions. Cette étude se focalise sur la génération automatique de compte-rendus de réunions et présente des résultats encourageants pour l'utilisation de techniques existantes, robustes. Elle a été faite sur des corpus existants, en anglais. Notre approche reprend et approfondit cette étude sur un des enjeux scientifiques, l'extraction des tâches évoquées lors de la réunion, et l'évalue sur un corpus français constitué dans le cadre du projet REUs.

Parmi d'autres travaux qui se sont intéressés à l'extraction d'informations dans les retranscriptions de réunions, le système le plus abouti est celui réalisé par Tur *et al.* (2010) appelé CALO. CALO est un système d'analyse de réunions qui retranscrit automatiquement les minutes de la réunion en texte puis identifie et annote ses différentes parties : les thèmes, les tours de parole, les actions, les décisions et fournit deux résumés (abstractif et extractif). En ce qui concerne l'extraction d'actions et de décisions, CALO utilise une approche structurée. Les différentes prises de paroles de la réunion sont classées en fonction de leur rôle dans le processus : "définition de tâche", "accord" et "acceptation d'une responsabilité". Ensuite, les actions (Purver *et al.*, 2007) et les décisions (Fernández *et al.*, 2008) sont détectées. Cette approche répond très bien aux besoins du projet REUs, mais étant développé pour des réunions en anglais, présente des enjeux linguistiques conséquents dus à la différence structurelle des deux langues. Nous suivons donc une approche structurée inspirée de celle-ci pour la détection de tâches, en exploitant la structure CDS utilisée dans l'analyse Machine Reading (§3.1).

Dans la littérature en anglais, on retrouve différents termes pour désigner les énoncés des tâches. Paradoxalement, le terme *task* n'est pas aussi employé que, par exemple, *request* ou *action item*. On rencontre également le terme *assignment*. DAMSL (Core, 1998), un formalisme d'annotation de dialogues, définit des catégories d'actes de dialogue pour les actions, les demandes d'information et suggestion. Parmi les travaux récents, Microsoft Research (Chen *et al.*, 2015) ont montré l'utilité de réseaux de neurones à convolution pour la reconnaissance d'un ensemble prédéfini d'actions dans les transcriptions de réunions.

L'ensemble des travaux cités dans cette section ont été menés sur des corpus en anglais. Pour la détection de tâches en français, il n'existe pas, à ce jour, de corpus annoté. Une des contributions du projet REUs sera de produire un tel corpus.

3 Méthodologie

Comme nous l'avons indiqué dans la section précédente, notre approche de détection de tâches suit une démarche purement symbolique, nous permettant ainsi de contourner le manque de ressources françaises de données liées aux retranscriptions de réunions.

Cette approche symbolique nous permet donc de suivre une démarche qui se repose fortement sur (1) la construction grammaticale des phrases et (2) un vocabulaire dédié aux expressions de tâches, constitué manuellement. Notre algorithme de détection de tâches est ainsi constitué de deux étapes distinctes :

1. **Machine Reading** : analyse morphosyntaxique et annotation sémantique du texte.
2. **Détection de tâches** : application d'un ensemble de règles sur le texte annoté permettant d'identifier des patrons linguistiques contenant des expressions de tâches.

La première étape, le Machine Reading, permet d'analyser le texte et de le découper en clauses structurées de type < sujet > < verbe > < complément >, reconstituées à partir des dépendances morphologiques entre le sujet, le verbe et le complément. Ces clauses sont également enrichies d'annotations sémantiques. La deuxième étape prend en entrée les clauses générées par l'étape de Machine Reading, et grâce à la structure et aux annotations de ces clauses, permet de détecter, parmi elles, les clauses qui expriment des tâches. Ces tâches sont identifiées par l'application de règles linguistiques et d'un vocabulaire dédié, élaborés manuellement suite à une analyse préalable de retranscriptions de réunions.

Nous décrivons ces deux étapes plus en détail dans les sous-sections qui suivent.

3.1 Présentation du Machine Reading

Le Machine Reading s'approche d'un composant d'annotation en rôles sémantiques ; l'application du Machine Reading sur un texte produit un ensemble de structures appelées CDS (Clause Description Structure) décrivant chacune une clause. Une clause est une unité lexicale portant sur une formule actancielle ; elle est identifiée dans le texte analysé sous forme de prédicat appliqué à des arguments (sujet, objet, compléments).

L'architecture du système Machine Reading est composée de plusieurs couches effectuant un traitement syntaxique ou sémantique ; elle est détaillée dans les sous-sections qui suivent.

3.1.1 Parsing et désambiguïisation lexicale

Nous utilisons un parser interne qui effectue tout d'abord une désambiguïisation lexicale — est-ce un verbe ? un nom ? une préposition ? — et une lemmatisation. Ensuite, le parser sépare les différentes clauses, regroupe les expressions, définit les parties du discours et cherche toutes les fonctions grammaticales (sujet, verbe, objet, direct ou indirect, autres compléments).

Enfin, pour tous les mots polysémiques, un module de désambiguïisation lexicale détecte le sens du mot. Pour la langue française, le taux de réussite est d'environ 87%. Les sens désambiguïsés sont directement liés dans notre taxonomie interne.

3.1.2 Reconnaissance et résolution d'entités nommées

Un détecteur d'entités nommées regroupe les entités nommées. Les entités nommées détectées sont les suivantes : noms de personnes, organisations et localisations, mais également fonctions (directeur, étudiant, etc.), heure (relative ou absolue), nombres, etc. Ces entités sont liées entre elles lorsqu'elles font référence à la même entité, comme par exemple "Toulouse" et "la Ville rose".

3.1.3 Résolution d'anaphores

Nous considérons comme anaphore tous les pronoms personnels (je, moi, lui, son, elle...), tous les pronoms et adjectifs démonstratifs (celui-ci, ceux-ci, ceux-là), tous les pronoms et adjectifs possessifs (les miens, les siens, les nôtres...) et, bien sûr, les pronoms relatifs (qui, lequel, quoi...).

Lors de l'analyse, le système crée un tableau avec tous les référents possibles pour l'anaphore (noms propres, noms communs, expressions, clauses, citations) avec beaucoup d'informations grammaticales et sémantiques comme le genre, le nombre ou encore le type d'entité nommée. Après l'analyse syntaxique et la désambiguïisation des mots, les diverses anaphores sont résolues dans la phrase par comparaison avec le tableau de référents.

Nos résultats à cette étape sont bons, équivalents ou meilleurs que l'état de l'art. Selon le type de pronoms et la langue, le taux de réussite de notre solveur d'anaphore est compris entre 62% et 93%.

3.1.4 Relations implicites à explicites

Lorsqu'il y a des sujets ou des objets coordonnés (par exemple, "Papa et Maman"), notre système garde la trace de cette coordination. Par exemple, avec la coordination "Papa et Maman", le système sauvegardera trois CDS différents, un avec le sujet coordonné et deux pour chaque terme du sujet. Le but de cette séparation est de trouver des correspondances possibles avec un seul terme de la coordination. Mais, au-delà de cette décomposition très simple, notre analyseur effectue des opérations plus complexes. Par exemple, dans la phrase "Sarah Watson était un médecin bien connu qui voyageait souvent pour soigner des patients", notre système crée quatre CDS différents en utilisant la réciprocité et en ajoutant des informations implicites. Ce mécanisme existe également pour les structures de CDS, comme décrit dans le paragraphe suivant.

3.1.5 Création et persistance de CDS

Nous décrivons dans cette sous-section les principales caractéristiques des structures de CDS. Nous considérons d'abord l'attribut comme un objet. Les composants principaux de la structure sont les descriptions d'une clause, normalement composée d'un sujet, d'un verbe et d'un objet ou attribut. Bien entendu, la structure autorise de nombreux autres composants, par exemple objet indirect, contexte temporel, contexte spatial... Chaque composant est une sous-structure avec les mots complets, le lemme, les compléments possibles, la préposition éventuelle, les attributs (adjectifs) et ainsi de suite.

Pour les verbes, s'il existe un verbe modal, seul le dernier verbe est pris en compte, mais la relation de modalité est conservée dans la structure. Bien sûr, la négation ou la semi-négation sont également des attributs du verbe dans la structure. Si une forme passive est rencontrée, le sujet réel devient le sujet du CDS et le sujet grammatical devient l'objet. Lorsque le système rencontre un adjectif possessif, un CDS spécifique est créé avec un lien de possession. Par exemple, dans la phrase "Sarah Watson était un médecin bien connu qui voyageait souvent pour soigner des patients", le système créera quatre CDS différents, le premier avec "Sarah Watson" comme sujet, "être" comme verbe et "médecin connu" comme objet. Le second CDS aura "Sarah Watson" en tant que sujet, "voyage" en tant que verbe, "traiter les patients" en tant qu'objet indirect. Le troisième aura "Sarah Watson" en tant que sujet, "traiter" en tant que verbe, "patients" en tant qu'objet et le quatrième CDS aura "docteur" en tant que sujet, "traiter" comme un verbe et "des patients" comme un objet.

De nouveaux CDS sont également créés lorsqu'il existe une relation réciproque. Par exemple, à la question "Pourquoi le père a-t-il conseillé à son fils de se procurer une valise?", tout le texte concerne la relation entre le père et son fils, de sorte que la conversation est essentielle pour résoudre l'anaphore et répondre aux questions. Le système gère 347 relations de conversation différentes, par exemple les termes classiques "vendre" et "acheter", ou "mari" et "femme", ou "directeur" et "employé", mais aussi des termes géographiques (sud / nord, inférieur / supérieur à ...) et les durées (avant / après, précédent / suivant ...). Pour tous ces liens, deux CDS sont créés.

Les liens entre les CDS sont également enregistrés. D'autres relations comme "cause", "jugement", "opinion" et "autres" sont importantes lorsque le système fait correspondre le CDS du texte au CDS des correspondances possibles. A la fin, après toutes ces extensions, on peut considérer qu'un véritable étiquetage de rôle sémantique est effectué.

Enfin, le système enregistre également les "référents", qui sont des noms propres et communs trouvés dans les phrases, après résolution des anaphores. Ces référents sont particulièrement utiles lorsque le système ne trouve aucune correspondance entre CDS, sachant que les fréquences dans le texte et dans le vocabulaire habituel sont des arguments des structures de référent.

Par exemple, la phrase "On va fixer une réunion demain." donne le CDS illustré en figure 1.

3.2 Détection de tâches à partir de CDS

Nous décrivons maintenant la deuxième étape de notre algorithme d'extraction de tâches : l'application d'un ensemble de règles destinées à identifier les expressions de tâches présentes

```
"offsets": {
  "start": "0",
  "end": "31"
},
"question": false,
"modifiers": {
  "modal": "aller",
  "negation": false,
  "adverbs": []
},
"action": {
  "syntacticType": "VINF",
  "human": false,
  "gender": "undef",
  "number": "undef",
  "groupType": null,
  "namedEntityType": null,
  "core": "fixer",
  "normalized": "fixer"
},
"subject": {
  "syntacticType": "pronoun",
  "human": false,
  "gender": "undef",
  "number": "undef",
  "groupType": "pronominal",
  "namedEntityType": null,
  "core": "On",
  "normalized": "on"
},
"object": {
  "syntacticType": null,
  "human": false,
  "gender": "fem",
  "number": "singular",
  "groupType": "nominal",
  "namedEntityType": null,
  "core": "une réunion",
  "normalized": "un réunion"
},
"time": {
  "syntacticType": "adverb",
  "human": false,
  "gender": "undef",
  "number": "undef",
  "groupType": null,
  "namedEntityType": null,
  "core": "demain",
  "normalized": "demain"
}
```

FIGURE 1 – CDS issu de la phrase "On va fixer une réunion demain."

dans la transcription d'une réunion.

Cet ensemble de règles se repose sur les structures CDS, générés à l'issue de la première phase présentée en section 3.1, celle du Machine Reading. Les règles ont été conçues afin d'exploiter au maximum les rôles sémantiques identifiés lors de cette dernière.

En définissant une "tâche" elle-même sous une forme structurellement identique au CDS, cet algorithme permet de détecter une tâche, définie sous forme de prédicat. Il se déroule de la façon suivante :

- Identifier des traits linguistiques correspondants aux expressions de tâches dans les tours de parole,
- Repérer les CDS contenant ces termes linguistiques,
- Exploiter la structure et les annotations sémantiques de ces CDS,
- Construire une tâche avec le sujet, le verbe, l'objet et la temporalité liés à la CDS.

Cet algorithme a été élaboré en appliquant la méthodologie suivante :

1. Etude linguistique d'expressions de tâches dans un corpus de réunions
2. Représentation formelle d'une "tâche" sous forme de patrons linguistiques
3. Définition d'une correspondance entre les tâches formelles et les structures CDS
4. Développement de règles permettant d'identifier les CDS qui correspondent à des tâches formelles
5. Reconstitution des tâches détectées en langage naturel

Nous décrivons dans ce qui suit, chacune des phases de notre méthodologie.

3.2.1 Etude linguistique

Afin d'aborder l'enjeu de la détection automatique d'expressions de tâches présentes dans les retranscriptions de réunions, nous avons étudié des retranscriptions manuelles d'enregistrements de réunions de type suivi de projet. Ces retranscriptions manuelles font partie d'un corpus qui a été constitué à partir de réunions enregistrées dans le cadre du projet REUs.

Nous avons pu exploiter, lors de cette étude, les résultats obtenus dans le cadre d'une thèse portant sur la détection de tâches dans des emails, réalisée au sein de l'équipe Viseo (Kalitvianski, 2018). Plus précisément, nous avons analysé les différences linguistiques entre les emails et les réunions afin d'adapter (1) le vocabulaire de tâches et (2) les règles de détection de tâches proposés dans cette thèse.

L'objectif principal de notre étude linguistique des retranscriptions manuelles de réunions a donc été de :

1. Identifier des différences linguistiques entre les expressions de tâches dans les emails et celles dans les réunions
2. Adapter le vocabulaire de tâches dans les emails aux tâches dans les réunions.

La figure 2 récapitule nos observations.

En conclusion, (1) le vocabulaire développé dans le contexte des emails reste valable dans le contexte des réunions, il lui manque des termes spécifiques aux réunions tels que "présenter, tester, montrer". (2) La définition d'une tâche dans les emails n'est pas directement applicable au contexte des réunions à cause des différences structurelles entre les expressions textuelles et orales.

Cette étude nous a mené à (1) compléter le vocabulaire avec des termes fréquents trouvés dans le corpus de réunions et (2) définir une représentation formelle d'une tâche exprimée oralement, en s'inspirant de la structure des CDS.

3.2.2 Représentation formelle d'une tâche

Notre étude comparative entre les expressions de tâches dans les emails et les réunions montre que les acteurs impliqués dans les expressions orales ne sont pas explicitement identifiables, contrairement aux expressions dans les emails. Nous nous sommes donc reposés sur

	Emails	Réunions
Contenu	Expressions textuelles	Expressions orales
Formulation de phrases	Bien structurée, phrases complètes	Souvent incomplètes, répétitions de mots
Structure	Figée	Conversationnelle, chevauchement des tours de parole
Acteurs	Identification du destinataire et l'assignataire d'une tâche	Participants difficilement distinguables, même dans les retranscriptions manuelles
Vocabulaire de tâches	Expressions d'actions, spécification de divers types de documents (pdf, xls, etc.)	Expressions d'actions, terminologie liée aux réunions (compte-rendu, rendez-vous, suivi, etc.)

FIGURE 2 – Etude linguistique : tâches exprimés dans les emails vs dans les réunions

la structure des CDS afin de définir une représentation formelle d'expression orale de tâche. La figure suivante présente cette structure.

Patron linguistique	Sujet du CDS	Verbe du CDS	Objet du CDS	Exemple
Tâche type 1	pronom personnel ou entité nommée	verbe du vocabulaire de tâches	objet direct de la proposition	Je vais envoyer un mail
Tâche type 2	pronom personnel ou entité nommée	verbe	terme dans le vocabulaire de tâches	On va fixer une réunion demain
Tâche type 3	pronom personnel ou entité nommée	verbe du vocabulaire de tâches	terme dans le vocabulaire de tâches	Je vais partager ce document avec le client

FIGURE 3 – Représentation formelle (CDS) d'une tâche : patrons linguistiques

3.2.3 Elaboration de règles linguistiques de détection de tâches

Le but de nos règles linguistiques est d'identifier les patrons linguistiques de tâches formelles (voir figure 3) dans le texte analysé. Comme ces patrons sont basés sur des CDS, l'application des règles permet de filtrer l'ensemble des CDS de ce texte. Chaque règle permet donc de spécifier les contraintes définies pour chaque patron linguistique de la figure 3. Par exemple, la règle qui permet de détecter une "Tâche type 1" est (en langage simple) :

Pour chaque CDS :

- *Si le verbe appartient au vocabulaire des tâches*
- *Si le verbe n'est pas au passé*
- *Si le sujet existe, et est "humain" (l'annotation sémantique du CDS permet de distinguer)*

Alors ce CDS est une "tâche type 1"

Une fois que toutes les règles sont appliquées, chaque CDS identifiée comme tâche est reconstituée de la façon suivante :

- « Action » : la tâche avec le sujet entre crochets suivi du verbe lemmatisé et de l'objet
- « Description » : la phrase contenant la tâche
- « EndDate » : s'il existe, l'attribut temporel du CDS détecté par l'analyse MR

Dans le contexte de l'application REUs, nous avons prévu une interface web qui permettrait aux participants de la réunion d'accéder au contenu généré automatiquement par l'application. Il leur est alors possible de corriger les tâches extraites par notre algorithme. Dans

l'élaboration de nos règles, nous avons donc favorisé la possibilité d'avoir des faux positifs (on pourrait les enlever via l'interface web) plutôt que de faux négatifs (qui seraient donc perdus).

4 Evaluation qualitative

Dans le contexte du projet REUs, nous disposons d'un corpus de 30 transcriptions manuelles de captations de réunions. Ces extraits étant tirés de véritables réunions, ils comportent des nuisances sonores; les bruits ambiants, les hésitations ou encore les coupures de parole des participants rendent difficile l'extraction de tâches.

Afin d'évaluer notre approche, nous utilisons trois transcriptions parlant de sujets différents. La première est une web-conférence sur le suivi d'un projet, la seconde concerne un recrutement au sein d'un espace de co-working et la dernière est un point d'avancement de projet industriel. Nous construisons tout d'abord des documents de référence en extrayant manuellement les tâches de chacune des transcriptions. Nous comparons ensuite ces tâches identifiées manuellement à celles extraites automatiquement par notre système. La comparaison s'effectue à l'aide de trois métriques :

- la précision $p = \frac{\text{nombre de tâches correctes extraites}}{\text{nombre de tâches extraites}}$
- le rappel $r = \frac{\text{nombre de tâches correctes extraites}}{\text{nombre de tâches extraites à la main}}$
- le F-score $f = 2 \cdot \frac{p \cdot r}{p+r}$

Le tableau ci-dessous représente les résultats obtenus pour les trois extraits de réunions.

	Durée	Nb mots	Nb tâches correctes	Précision	Rappel	F-score
Web-conférence	00 :44 :40	9 768	47	0.296	0.511	0.375
Co-working	00 :24 :12	5 422	7	0.179	0.714	0.286
Projet industriel	00 :20 :46	4 178	35	0,6	0,42	0,5

FIGURE 4 – Evaluation de l'approche

Ces résultats modestes s'expliquent principalement par le bruit des transcriptions utilisées. En effet, les réunions enregistrées peuvent se dérouler dans des environnements bruyants, à côté d'autres réunions. Nous avons également constaté que les sorties du Machine Reading pâtissent d'une mauvaise interprétation du vocabulaire métier spécifique (notamment des sigles et acronymes). Enfin, il n'est pas rare qu'une même tâche soit répétée plus d'une fois au cours de la réunion; elle est alors annotée manuellement comme une seule tâche mais extraite à chaque occurrence par le composant évalué (qui ne dispose pas de mécanisme d'unification), ce qui a pour conséquence de dégrader la précision.

Il faut également noter que les moins bons résultats ont été obtenus sur une réunion (Co-working, un entretien personnel) s'éloignant clairement du type des réunions ciblées par le projet.

Nous considérons donc ces résultats préliminaires comme encourageants. Une mise en production nécessiterait des efforts supplémentaires, comme la prise en compte du vocabulaire métier et le regroupement de tâches identiques.

Ces efforts permettront d'envisager l'intégration en production du composant d'extraction de tâches dans le système REUs. Cette extraction automatique, disposant d'un bon rappel, devrait être couplée à une validation manuelle pour apporter une fiabilité suffisante : la personne éditant le compte-rendu n'aurait la plupart du temps qu'à reformuler certaines tâches et supprimer les faux positifs, ce qui représente un gain de temps par rapport à une rédaction à partir de rien.

5 Conclusion

Notre approche vise à extraire automatiquement des tâches depuis des enregistrements de réunions afin de préparer des documents de travail en aval. Le système que nous avons mis au point présente des résultats encourageants ; nous identifions plusieurs pistes de travail dans notre analyse linguistique afin d'améliorer ces résultats.

6 Remerciements

Ce travail est soutenu par le projet FUI 22 REUs (N DOS0053568/00).

Références

- ALIZADEH P., CELLIER P., CHARNOIS T., CRÉMILLEUX B. & ZIMMERMANN A. (2018). Étude expérimentale d'extraction d'information dans des retranscriptions de réunions. In *Traitement automatique du langage naturel (TALN)*.
- CHEN Y.-N., HAKKANI-TÜR D. & HE X. (2015). Detecting actionable items in meetings by convolutional deep structured semantic models. In *2015 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding (ASRU)*, p. 375–382 : IEEE.
- CORE M. (1998). Analyzing and predicting patterns of damsl utterance tags. In *Proceedings of the AAAI spring symposium on Applying machine learning to discourse processing*.
- FERNÁNDEZ R., FRAMPTON M., EHLEN P., PURVER M. & PETERS S. (2008). Modelling and detecting decisions in multi-party dialogue. In *Proceedings of the 9th SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue*, p. 156–163 : Association for Computational Linguistics.
- KALITVIANSKI R. (2018). *Traitements formels et sémantiques des échanges et des documents textuels liés à des activités collaboratives*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Boitet, Christian et Bellyneck, Valérie Informatique Grenoble Alpes 2018.
- PURVER M., DOWDING J., NIEKRASZ J., EHLEN P., NOORBALOOCHI S. & PETERS S. (2007). Detecting and summarizing action items in multi-party dialogue. In *Proceedings of the 8th SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue*, p. 200–211.
- TUR G., STOLCKE A., VOSS L., PETERS S., HAKKANI-TUR D., DOWDING J., FAVRE B., FERNÁNDEZ R., FRAMPTON M., FRANDSEN M. *et al.* (2010). The calo meeting assistant system. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, **18**(6), 1601–1611.