

Traitement automatique des langues

Varia

sous la direction de
Maxime Amblard
Cécile Fabre
Emmanuel Morin
Sophie Rosset

Vol. 65 - n°1 / 2024

Varia

Maxime Amblard, Cécile Fabre, Emmanuel Morin, Sophie Rosset
Préface

Gustave Cortal

Automatisation du codage des personnages et de leurs émotions
dans les récits de rêves avec des modèles de langue

Sylvain Pogodalla

Résumés de thèses et HDR

TAL
Vol.
65

n°1
2024

Varia

Traitement automatique des langues

Revue publiée depuis 1960 par l'Association pour le Traitement Automatique des Langues (ATALA), avec le concours du CNRS.

©ATALA, 2024

ISSN 1965-0906

<https://www.atala.org/revuetal>

Traitement automatique des langues

Comité de rédaction

Rédacteurs en chef

Maxime Amblard - Loria, Université de Lorraine
Cécile Fabre - CLLE, Université Toulouse 2
Benoît Favre - LIS, Aix-Marseille Université
Emmanuel Morin- LS2N, Université Nantes
Sophie Rosset - LISN, CNRS

Membres

Salah Aït-Mokhtar - Naver Labs Europe, Grenoble
Loïc Barrault - Meta AI
Patrice Bellot - LSIS, Aix Marseille Université
Farah Benamara - IRIT, Université Toulouse Paul Sabatier
Delphine Bernhard - LiLPa, Université de Strasbourg
Nathalie Camelin - LIUM, Université du Mans
Marie Candito - LLF, Université Paris Cité
Elena Cabrio - I3S, Université Côte d'Azur
Vincent Claveau - IRISA, CNRS
Chloé Clavel - Télécom ParisTech
Mathieu Constant - ATILF, Université Lorraine
Maud Ehrmann - EPFL, Suisse
Iris Eshkol - MoDyCo, Université Paris Nanterre
Thomas François - CENTAL, UCLouvain
Corinne Fredouille - LIA, Avignon Université
Natalia Grabar - STL, CNRS
Joseph Leroux - LIPN, Université Paris 13
Fabrice Maurel - GREYC, Université Caen Normandie
Emmanuel Morin - LS2N, Nantes Université
Aurélié Névéol - LISN, CNRS
Patrick Paroubek - LISN, CNRS
Sylvain Pogodalla - LORIA, INRIA
Fatiha Sadat - Université du Québec à Montréal, Canada
Didier Schwab - LIG, Université Grenoble Alpes
Delphine Tribout - STL, Université de Lille
François Yvon - LISN, CNRS, Université Paris-Saclay

Secrétaire

Rachel Bawden - INRIA

Traitement automatique des langues

Volume 65 – n° 1 / 2024

VARIA

Table des matières

Préface

Maxime Amblard, Cécile Fabre, Emmanuel Morin, Sophie Rosset 7

Automatisation du codage des personnages et de leurs émotions dans les récits de rêves avec des modèles de langue

Gustave Cortal 11

Résumés de thèses et HDR

Sylvain Pogodalla 37

Préface

Les préfaces des numéros non thématiques de la revue *TAL* permettent de faire chaque année le point sur la vie de la revue et de commenter les statistiques que nous présentons traditionnellement pour les numéros des trois années précédentes.

Nous avons, comme chaque année, procédé au renouvellement des membres du comité. De plus, Benoît Favre a rejoint l'équipe des rédacteurs en chef au 1^{er} janvier 2024 (biseau de 6 mois avec Emmanuel Morin qui quittera ses fonctions au 30 juin 2024). Nous pouvons nous féliciter de la parité à ces deux niveaux.

La régularité de publication de la revue est maintenue, avec 12 mois par numéro en moyenne sur les quatre dernières années. Rappelons que l'une des caractéristiques de notre revue est la définition d'un calendrier prévisionnel intégrant des réunions du comité de rédaction – en visioconférence – au cours desquelles, entre autres, nous décidons collégialement, à l'appui des relectures reçues, de l'acceptation ou du rejet des articles soumis.

La réflexion sur l'attractivité de la revue nous a amené à passer les numéros non thématiques (appelés *Varia*) au fil de l'eau pour en augmenter l'attractivité tout en diminuant la durée de publication de chaque article accepté. Le comité de rédaction a aussi décidé d'assouplir les règles de rédaction des articles en anglais – jusqu'ici, les soumissions en anglais n'étaient acceptées qu'en cas de présence d'au moins un auteur non francophone – afin de mieux répondre aux pratiques de publication des chercheurs et, en particulier, des doctorants et jeunes docteurs qui veulent assurer la visibilité de leurs articles. Il est encore un peu tôt pour voir les conséquences de ces nouvelles modalités sur l'attractivité de la revue.

Toujours dans un souci d'attractivité de la revue et de meilleure visibilité des articles qu'elle contient, il a été décidé, au cours de l'année 2022, de doter chacun de ceux-ci d'un DOI (*Digital Object Identifier*) individuel. Cette identification numérique individuelle est effective depuis le numéro 64-1.

Passons maintenant à nos statistiques. Elles considèrent toujours les dix derniers numéros sur les trois dernières années, en l'occurrence donc, du début de 2021 jusqu'à ce numéro *Varia* de 2024 inclus. Le tableau 1 donne les taux de sélection par numéro et par volume. La ligne du total synthétise ces chiffres sur l'ensemble des dix numéros considérés. Le taux de sélection sur l'ensemble de ces numéros s'élève à 52,3 % en moyenne, avec toutefois de grandes variations d'un numéro à l'autre (de 25,0 % pour

| Intitulé | Vol. | N° | Année | Soumis | Acceptés | % acceptés |
|--|-------------|-----------|-------------------------|---------------|-----------------|-------------------|
| Varia | 62 | 1 | 2021 | 7 | 2 | 28,6 % |
| Nouvelles applications du TAL | 62 | 2 | 2021 | 2 | 1 | 50,0 % |
| Diversité linguistique en TAL | 62 | 3 | 2021 | 3 | 2 | 66,7 % |
| Sous-total | 62 | | 2021 | 12 | 5 | 41,7 % |
| Varia | 63 | 1 | 2022 | 5 | 3 | 60,0 % |
| Intermodalité et multimodalité en TAL | 63 | 2 | 2022 | 4 | 3 | 75,0 % |
| États de l'art en TAL | 63 | 3 | 2022 | 8 | 3 | 37,5 % |
| Sous-total | 63 | | 2022 | 17 | 9 | 52,9 % |
| Varia | 64 | 1 | 2023 | 4 | 1 | 25,0 % |
| Robustesse et limites des modèles de TAL | 64 | 2 | 2023 | 4 | 2 | 50,0 % |
| Explicabilité des modèles de TAL | 64 | 3 | 2023 | 5 | 5 | 100,0 % |
| Sous-total | 64 | | 2023 | 13 | 8 | 61,5 % |
| Varia | 65 | 1 | 2024 | 1 | 1 | 100,0 % |
| Total | | | Dix derniers n°s | 43 | 23 | 51,2% |

TABLEAU 1 : Taux de sélection aux appels de la revue TAL sur les dix derniers numéros de la période 2021-2024.

le *Varia* de 2024 à 100,0 % pour le numéro *Explicabilité des modèles de TAL*). En outre, le taux de sélection augmente régulièrement sur les trois derniers volumes.

Rappelons qu'un numéro ne peut pas excéder cinq articles, pour des raisons liées au coût du processus d'édition. Ce seuil a été atteint par le numéro *Explicabilité des modèles de TAL* de 2023 (il n'avait pas été atteint depuis le numéro *TAL et humanités numériques* de 2019). Le comité de rédaction de la revue reste attaché à sélectionner les articles sur le seul critère de leur qualité, indépendamment du nombre d'articles soumis, et n'hésite pas à préserver cette exigence même en cas de nombre limité de soumissions.

Les statistiques que nous donnons sur l'origine des articles publiés considèrent le pays du laboratoire du premier auteur, hors de France ou pas, ainsi que la langue de la soumission, français ou anglais. Les chiffres sont fournis dans le tableau 2 pour la même période de temps que le tableau 1. Le premier point que l'on constate est que tous les numéros *Varia* ont exclusivement des auteurs francophones, et que pour tous ces derniers tous les (premiers) auteurs étaient en France. Ce constat ne s'applique en général pas aux numéros thématiques même si la moitié d'entre eux sont aussi avec des auteurs francophones.

Le présent numéro contient l'article retenu lors de l'appel non thématique lancé fin juin 2023 et clos fin décembre 2024. Cet appel portait comme d'habitude sur tous

| Intitulé | Vol. | N° | Année | % 1 ^{er} auteur hors France | % en anglais |
|--|------------------------------------|----|-------------|---|---------------|
| Varia | 62 | 1 | 2021 | 0,0 % | 0,0 % |
| Nouvelles applications du TAL | 62 | 2 | 2021 | 0,0 % | 0,0 % |
| Diversité linguistique en TAL | 62 | 3 | 2021 | 50,0 % | 50,0 % |
| Pourcentages par volume | 62 | | 2021 | 20,0 % | 20,0 % |
| Varia | 63 | 1 | 2022 | 0,0 % | 33,3 % |
| Intermodalité et multimodalité en TAL | 63 | 2 | 2022 | 0,0 % | 0,0 % |
| États de l'art en TAL | 63 | 3 | 2022 | 66,6 % | 66,6 % |
| Pourcentages par volume | 63 | | 2023 | 22,2 % | 33,3 % |
| Varia | 64 | 1 | 2023 | 0,0 % | 0,0 % |
| Robustesse et limites des modèles de TAL | 64 | 2 | 2023 | 0,0 % | 0,0 % |
| Explicabilité des modèles de TAL | 64 | 3 | 2023 | 20,0 % | 20,0 % |
| Pourcentages par volume | 64 | | 2023 | 0,0 % | 0,0 % |
| Varia | 65 | 1 | 2023 | 0,0 % | 0,0 % |
| Pourcentages totaux | Dix derniers n^{os} | | | 17,4 % | 21,7 % |

TABLEAU 2 : Proportion des articles publiés d'un premier auteur d'un laboratoire hors de France et proportion des articles publiés rédigés en anglais sur les dix derniers numéros de la période 2021-2024. Attention, les pourcentages totaux ne sont pas de simples moyennes des chiffres donnés plus haut, car les dénominateurs changent.

les aspects du traitement automatique des langues. Un seul article en français a été soumis, ce qui représente un nombre anormalement faible de soumissions.

À l'issue du processus de sélection habituel à deux tours, nous avons retenu pour publication : *Automatisation du codage des personnages et de leurs émotions dans les récits de rêves avec des modèles de langue*, de Gustave Cortal (ENS Paris-Saclay et CNRS LISN). Cet article présente une analyse quantitative des récits de rêves.

On trouvera à la suite de cet article une liste de résumés de thèses ou d'habilitations à diriger les recherches en TAL préparée par Sylvain Pogodalla.

Merci aux membres du comité de rédaction de la revue qui ont participé aux différentes étapes d'élaboration de ce numéro, et en particulier à ceux qui ont pris en charge des relectures (voir la composition du comité sur le site de la revue : <https://www.atala.org/content/comite-de-rédaction-0>), ainsi qu'au relecteur spécifique de ce numéro.

Enfin, rappelons que la revue TAL reçoit un soutien financier de la Délégation générale à la langue française et aux langues de France (DGLFLF), à qui nous adressons

nos remerciements. L’Institut des sciences humaines et sociales (INSHS) du CNRS, qui apportait également son support à la revue, a modifié ses conditions d’attribution. De ce fait, la dotation que la revue recevait jusqu’à présent a été suspendue cette année dans l’attente de la mise en place effective des DOI et de la création d’un site de la revue plus visible (par exemple, rattaché à une plateforme nationale et non plus à un site spécifique comme celui de l’association ATALA). Nous avons déjà répondu au premier point et travaillons à voir comment nous pouvons apporter au second une réponse satisfaisante pour les deux parties.

Maxime Amblard
LORIA, Université de Lorraine
maxime.amblard@loria.fr

Cécile Fabre
CLLE, Université Toulouse 2
cecile.fabre@univ-tlse2.fr

Emmanuel Morin
LS2N, Nantes Université
emmanuel.morin@univ-nantes.fr

Sophie Rosset
Université Paris-Saclay, CNRS, LISN
sophie.rosset@lisn.fr

Automatisation du codage des personnages et de leurs émotions dans les récits de rêves avec des modèles de langue

Gustave Cortal^{*,**}

* Université Paris-Saclay, ENS Paris-Saclay, CNRS, LMF, 91190, Gif-sur-Yvette, France

** Université Paris-Saclay, CNRS, LISN, 91400, Orsay, France

RÉSUMÉ. L'analyse quantitative des rêves repose sur l'annotation manuelle et chronophage des récits de rêves. Nous automatisons ce processus avec des modèles de langue séquence à séquence. Cet article présente la première étude sur la détection automatique de personnages et de leurs émotions dans la partie anglaise du corpus ouvert DreamBank de récits de rêves. Nos résultats montrent que les modèles de langue peuvent aborder efficacement cette tâche. Nous évaluons l'impact de la taille du modèle, de l'ordre de prédiction des personnages, et de la prise en compte des noms propres et des caractéristiques des personnages. À travers l'analyse des récits de rêves d'un vétéran de guerre, nous montrons que nos outils éclairent certains liens entre les rêves et les troubles psychiques, ce qui peut être utile dans les processus thérapeutiques. Notre modèle et ses annotations générées sont en accès libre.

MOTS-CLÉS: détection des émotions, modèle de langue, analyse quantitative des rêves.

TITLE. Sequence-to-Sequence Language Models for Character and Emotion Detection in Dream Narratives

ABSTRACT. Analyzing dreams quantitatively depends on labor-intensive, manual annotation of dream narratives. We automate this process through a natural language sequence-to-sequence generation framework. This paper presents the first study on character and emotion detection in the english portion of the open DreamBank corpus of dream narratives. We evaluate the impact of model size, prediction order of characters, and the consideration of proper names and character traits. Our model and its generated annotations are publicly available.

KEYWORDS: Emotion detection, Language model, Quantitative analysis of dreams.

1. Introduction

Depuis des siècles, les rêves et leurs significations ont été l'objet d'études approfondies. Artemidorus (II^e siècle apr. J.-C.) a donné les bases de l'interprétation des rêves dans son ouvrage *Oneirocritica* ; il étudie le contenu des rêves et propose des techniques pour les interpréter (Harris-McCoy, 2012). Au XIX^e siècle, Sigmund Freud a marqué un tournant dans la compréhension des rêves avec son livre, *L'interprétation des rêves* (Freud, 1913). Freud associe des significations spécifiques aux personnages, objets et scénarios récurrents dans les rêves, en accordant une attention particulière aux thèmes de la sexualité et de l'agressivité. Selon Freud, les rêves sont l'expression de désirs refoulés pendant l'état de veille. La fonction des rêves serait de réduire les tensions causées par les désirs refoulés de la veille afin de préserver le sommeil et de maintenir ainsi le corps en bon état.

L'idée que le rêve a pour fonction la résolution de conflits émotionnels se retrouve dans certaines théories contemporaines (Cartwright, 2005 ; Walker et van der Helm, 2009), notamment celles qui considèrent que le rêve agit comme un thérapeute nocturne identifiant les craintes du rêveur et proposant de nouvelles perspectives pour résoudre les conflits (Walker et van der Helm, 2009). D'autres théories contemporaines mettent l'accent sur le fait que le rêve a pour fonction la consolidation de la mémoire (Diekelmann et Born, 2010) ou, au contraire, qu'il permet d'oublier sélectivement des informations non pertinentes pour faciliter l'apprentissage futur (Crick et Mitchison, 1983 ; Crick et Mitchison, 1995). Le rêve a aussi été comparé à un simulateur, permettant d'entraîner l'individu à mieux réagir dans de nouvelles situations, notamment en cas de menaces potentielles (Thill et Svensson, 2011).

Les hypothèses citées plus haut ne sont pas confirmées. Il existe peu de preuves empiriques soutenant le fait que le rêve contribue à l'adaptation et donc à la survie des individus. Cependant, il existe des preuves que le rêve prolonge des événements vécus durant l'état éveillé, c'est l'hypothèse de la continuité (Schredl et Hofmann, 2003). Celle-ci a été étudiée par l'analyse quantitative des rêves, un champ de recherche qui identifie les régularités présentes dans les rêves en appliquant des méthodes statistiques sur des bases de données de récits de rêves recueillis auprès d'un grand nombre d'individus (Domhoff, 2003). L'analyse quantitative des rêves met l'accent sur les aspects quantitatifs des récits. Elle collecte et analyse des données objectives, comme les champs lexicaux des récits (Reinert, 1993), et ne se fonde pas sur des interprétations subjectives ou psychanalytiques. Pour valider l'hypothèse de la continuité, il faut généralement comparer les récits de rêves avec des récits de l'état éveillé ou avec des éléments connus de la vie du rêveur comme des faits marquants dans son passé (p. ex., être un vétéran de guerre), son métier, son âge, etc. Par exemple, imaginons que l'on veuille étudier le thème de l'amour dans les rêves d'un individu. Une approche simple serait d'identifier dans ses récits de rêves la fréquence d'apparition des termes liés au champ lexical de l'amour comme « amoureux », « romance » et « passion ». Si ces termes apparaissaient fréquemment, cela pourrait suggérer que l'individu porte une attention particulière au thème de l'amour durant l'état éveillé. L'analyse quantitative

des rêves a ainsi permis de mettre en lumière des éléments liés aux intérêts et aux préoccupations quotidiennes dans l'état éveillé (Domhoff, 2003).

L'analyse quantitative des rêves nécessite un cadre précis pour évaluer et pour comparer les récits de manière systématique. Un schéma d'annotation définissant clairement ce qu'il faut chercher et comment le noter assure que tous les rêves sont analysés selon les mêmes critères, ce qui permet aux chercheurs de comparer leurs résultats. Parmi la grande diversité de schémas d'annotation pour l'analyse quantitative des rêves (Winget et Kramer, 1979), le schéma de Hall et Van de Castle (HVdC) est le plus utilisé (Zheng et Schweickert, 2021 ; Flanagan, 1966 ; McNamara *et al.*, 2019 ; Fogli *et al.*, 2020 ; Bertolini *et al.*, 2023). Ce schéma identifie les personnages, les émotions, les interactions et les objets présents dans les récits. L'application de ce schéma aux récits est coûteuse en temps, à cause de la complexité du schéma et de la nécessité de former les annotateurs à l'analyse *manuelle* des rêves. C'est pourquoi, bien qu'il existe une grande quantité de récits disponibles, seulement un petit sous-ensemble a pu être annoté selon ce schéma (Domhoff et Schneider, 2008). L'automatisation du codage des récits représente ainsi un enjeu important puisqu'elle permettrait d'accélérer la recherche sur les rêves en rendant disponibles des milliers de récits annotés. Dans cet article, nous utilisons des modèles de langue basés sur les Transformers (Vaswani *et al.*, 2017) pour automatiser l'annotation des personnages et de leurs émotions selon le schéma de HVdC.

Il existe peu d'outils automatisant le codage des récits de rêves (Fogli *et al.*, 2020 ; Bertolini *et al.*, 2023). Bertolini *et al.* (2023) sont les premiers à utiliser les modèles de langue pour prédire l'absence ou la présence des différentes émotions en considérant le récit dans son entièreté. Néanmoins, l'étude ne prend pas en compte le nombre de fois où une émotion apparaît dans le récit. De plus, les émotions ne sont pas identifiées par rapport aux personnages qui les vivent. Dans cet article, nous remédions à ces limites en identifiant automatiquement les personnages conjointement avec leurs émotions.

Le schéma de HVdC code les personnages par des symboles permettant de classer le statut, le genre, l'identité par rapport au rêveur et l'âge. Par exemple, dans la phrase « Emma est en train de lire un livre sur la philosophie du langage », les symboles du personnage Emma sont « 1FCA » avec « 1 » pour « individu vivant », « F » pour « femme », « C » pour « connu » et « A » pour « adulte ». Nous proposons de convertir en langage naturel les symboles codant les personnages et les émotions pour que leurs sémantiques soient exploitées par des modèles de langue dans une tâche de génération de texte. Avec un modèle séquence à séquence (Raffel *et al.*, 2020), nous cherchons à générer, à partir d'un récit de rêve, une description en langage naturel des personnages et de leurs émotions, qui correspond à la représentation codée présente dans le corpus Dreambank (figure 1). Nos contributions sont :

- nous avons calculé la prédiction jointe des personnages et de leurs émotions dans les récits de rêves avec un modèle de langue séquence à séquence. La description des personnages et de leurs émotions est exploitée grâce à la conversion en langage naturel des codes les représentant ;

- nous étudions plusieurs phénomènes comme les effets de la taille du modèle de langue, de l'ordre de prédiction des personnages, de la manière de convertir les codes en langage naturel, et de la prise en compte des noms propres et des caractéristiques des personnages ;
- nous comparons notre approche avec un modèle de langue de grande taille utilisant de l'apprentissage en contexte. Nos modèles ont de meilleures performances tout en ayant 28 fois moins de paramètres ;
- à travers l'analyse automatique des rêves d'un vétéran de guerre, nous montrons que nos travaux peuvent éclairer certains liens entre les rêves et les troubles psychiques, notamment le stress post-traumatique, ce qui peut être utile dans les processus thérapeutiques ;
- nous rendons disponible notre modèle¹ avec la partie anglaise du corpus Dream-Bank contenant 27 952 récits de rêves annotés² par notre modèle. Ce modèle a permis d'accélérer la lente annotation manuelle des récits de rêves. Nous encourageons la communauté de l'analyse quantitative des rêves à l'utiliser sur de nouvelles données.

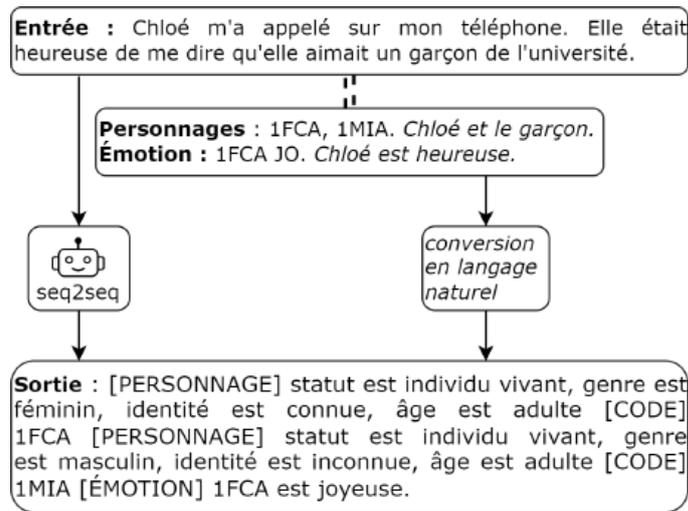


FIGURE 1. Approche séquence à séquence pour automatiser le codage des récits de rêves. Les codes décrivant les personnages et leurs émotions sont convertis en langage naturel pour produire les données d'apprentissage. À partir d'un récit, un modèle de langue génère la description en langage naturelle des personnages et de leurs émotions.

1. <https://huggingface.co/gustavecortal/dream-report-reference>

2. <https://huggingface.co/datasets/gustavecortal/DreamBank-annotated>

2. Contexte théorique et travaux connexes

2.1. Relations avec l'analyse structurée des émotions et des sentiments

Le codage automatique des récits de rêves est à rapprocher de l'analyse structurée des émotions, une tâche étudiée en TAL (traitement automatique des langues). Inspirée par l'étiquetage des rôles sémantiques (Gildea et Jurafsky, 2000), elle vise à répondre à la question : « Qui ressent quoi, envers qui, et pourquoi ? » Elle identifie les indices émotionnels avec les entités ressentant les émotions ainsi que les causes et les cibles des émotions. Campagnano *et al.* (2022) proposent un schéma d'annotation unifié pour différents corpus de rôles sémantiques liés aux émotions. Notre tâche partage aussi des points communs avec l'analyse des sentiments basée sur les aspects, qui cherche à identifier les aspects d'un produit ou d'un sujet, et à déterminer le sentiment exprimé à propos de chacun de ces aspects (Zhang *et al.*, 2022). Par exemple, dans la phrase « L'autonomie de la batterie de ce téléphone est incroyable, mais sa qualité de caméra est décevante. », le sentiment est positif pour l'aspect « autonomie de la batterie » et est négatif pour l'aspect « qualité de caméra ».

Les rêves sont souvent ordonnés en une séquence d'évènements qui forme un récit narratif. Cette structure narrative constitue un angle d'analyse intéressant et des rapprochements peuvent être effectués avec d'autres types de récits utilisés en TAL comme les récits narratifs émotionnels à la première personne de Cortal *et al.* (2023). Ainsi, nous pensons que les récits de rêves peuvent représenter une ressource intéressante pour la régulation des émotions assistée par le TAL (Cortal *et al.*, 2022).

2.2. Recherches existantes sur l'analyse automatique des récits de rêves

Elce *et al.* (2021) ont résumé les différents travaux en TAL pour l'analyse automatique des récits de rêves. Ils peuvent se répartir en deux approches : les approches basées sur des dictionnaires et des bases de données lexicales (Bulkeley et Graves, 2018 ; Fogli *et al.*, 2020 ; Mallett *et al.*, 2021 ; Zheng et Schweickert, 2021 ; Yu, 2022) et les approches basées sur la sémantique distributionnelle (Altszyler *et al.*, 2017 ; Sanz *et al.*, 2018 ; McNamara *et al.*, 2019 ; Gutman Music *et al.*, 2022). Nous présentons aussi une approche récente proposée par Bertolini *et al.* (2023).

2.2.1. Approche basée sur les dictionnaires et les bases de données lexicales

L'approche basée sur des dictionnaires analyse le récit mot par mot en se référant à des dictionnaires et des bases de données lexicales. Ces dictionnaires classent les mots en catégories sémantiques. Par exemple, les mots « énervé » et « frustration » peuvent être associés à la catégorie « colère ». Ainsi, pour la phrase « Je pensais qu'il était énervé. », la méthode identifiera que le mot « énervé » est un élément de la catégorie « colère ». L'émotion reliée à cette phrase sera donc la colère. Fogli *et al.* (2020) utilisent la base de données lexicale WordNet (Miller, 1994) pour identifier certains

éléments du schéma de Hall et Van de Castle (HVdC) comme les interactions amicales et agressives dans les récits.

2.2.2. Approche basée sur les modèles de langue

L'approche basée sur la sémantique distributionnelle utilise des modèles de représentation vectorielle des mots ou des phrases. Gutman Music *et al.* (2022) identifient de manière non supervisée des situations prototypiques de fuite ou d'attaque grâce au plongement et au regroupement des récits dans un espace vectoriel avec un modèle préentraîné Sentence-BERT (Reimers et Gurevych, 2019). Sentence-BERT est une modification de BERT (Devlin *et al.*, 2019) qui utilise des réseaux siamois pour le plongement de phrases.

Les études précédentes présentent deux limitations majeures : une prise en compte partielle du contexte des récits et l'absence de comparaison avec des systèmes de codage établis comme le codage de HVdC. Pour remédier à ces limites, certaines études combinent l'approche basée sur des dictionnaires ou sur la sémantique distributionnelle avec de l'apprentissage automatique (McNamara *et al.*, 2019 ; Yu, 2022). Par exemple, Yu (2022) combine un dictionnaire de sentiments avec un séparateur à vaste marge (Cortes et Vapnik, 1995) pour prédire le sentiment général d'un récit de rêve.

Bertolini *et al.* (2023) sont les premiers à adapter un modèle BERT préentraîné pour la détection de l'absence ou de la présence des émotions dans les récits, c'est une tâche de classification multi-étiquette. Grâce à cette approche, il est possible de prendre en compte le contexte du récit dans son entièreté et d'évaluer les performances en comparant les prédictions du modèle avec les annotations HVdC de référence. Néanmoins, cette étude ne prend pas en compte le nombre de fois où une émotion apparaît dans le récit. De plus, les émotions ne sont pas identifiées par rapport aux personnages qui les vivent. Par exemple, pour un récit donné, la sortie du modèle pourrait indiquer qu'il y a la présence de la colère et de la tristesse, et l'absence de la joie, de la peur et de la confusion.

Généralement, les études que nous avons citées se concentrent principalement sur la présence d'états émotionnels dans les récits sans relier les personnages à ces états. Pour remédier à cette limite, nous identifions automatiquement les personnages conjointement avec leurs émotions au moyen de modèles de langue encodeur-décodeur basé sur l'architecture Transformer.

3. Méthodologie

Dans cette section, nous présentons la base des récits de rêves DreamBank et la manière dont les personnages et leurs émotions sont codés selon le schéma d'annotation de Hall et Van de Castle (HVdC). Nous présentons notre approche pour entraîner des modèles de langue à générer les personnages avec leurs émotions, et cela à partir d'un récit de rêve.

3.1. Base de récits de rêves DreamBank

| Série | Statut, genre et âge | Années | Nombre |
|-------------------|--------------------------------|-------------|--------|
| <i>ed</i> | un homme adulte | 1980-2002 | 143 |
| <i>beal</i> | une adolescente de 14 à 16 ans | 2003-2005 | 136 |
| <i>b-baseline</i> | une femme adulte | 1960-1997 | 234 |
| <i>emma</i> | une femme adulte | 1949-1997 | 285 |
| <i>norms-m</i> | un groupe d'hommes adultes | 1940s-1950s | 485 |
| <i>norms-f</i> | un groupe de femmes adultes | 1940s-1950s | 483 |

TABLEAU 1. Séries des rêveurs avec le nombre de récits annotés

| |
|---|
| <p>Récit : <i>It was my birthday and I was having a party but in a place I've never been before. It was in a forest type area. All I remember is that at the same time I had two boyfriends. Only one was at my party, though he had just broken up with my best friend so I kinda felt uncomfortable being with him. We had got in an argument so he left. I don't quite remember how but we did make up but I don't remember when or why even got in the argument. I woke up when I heard the telephone ringing.</i></p> |
| <p>Codage : 2MIE, 1MIE, 1FIE (deux copains, un copain, un meilleur ami) et PE, R (le rêveur a peur)</p> |

TABLEAU 2. Un récit provenant de DreamBank et son codage (voir la section suivante pour la signification des symboles)

Comme le montre le tableau 2, dans DreamBank, les annotations ne sont pas ancrées dans les textes. Cette observation a motivé le choix de notre approche basée sur la génération séquence à séquence. Cette approche prend un texte en entrée (le récit de rêve) et génère à partir de ce texte un nouveau texte en sortie (les personnages et leurs émotions), sans avoir besoin de l'ancrage des annotations dans le texte. Notre approche est illustrée dans la figure 1.

3.2. Schéma d'annotation de Hall et Van de Castle

Le schéma d'annotation de HVdC est utilisé pour analyser et catégoriser le contenu des rêves (Flanagan, 1966). Il classe différents éléments des récits de rêves, tels que les personnages, les émotions, les interactions, les objets et les lieux³. La base des récits de rêves DreamBank contient 1 823 récits annotés selon ce schéma. Nous utilisons un sous-ensemble composé de 1 766 récits ayant moins de huit personnages pour éviter d'éventuel ralentissement lors de l'entraînement et de l'évaluation de nos

3. Guide d'annotation : <https://dreams.ucsc.edu/Coding/>

modèles. Dans cet article, nous ne prenons en compte que le codage des personnages et de leurs émotions. Nous voulons concentrer nos analyses sur ces annotations en évaluant finement nos modèles dessus. Ainsi, nous occultons d'autres annotations disponibles comme les interactions entre les personnages ou les événements chanceux et malchanceux pour certains personnages. La prise en compte des autres annotations disponibles sera le sujet d'une prochaine étude.

3.2.1. *Personnage*

| Statut | Genre | Identité | Âge |
|-------------------------|--------------|-------------------|------------|
| (1) individu vivant | (M) masculin | (C) connu | (A) adulte |
| (2) groupe vivant | (F) féminin | (E) éminent | (E) enfant |
| (3) individu décédé | (J) joint | (P) professionnel | |
| (4) groupe décédé | (I) indéfini | (N) nationalité | |
| (5) individu imaginaire | | (I) inconnu | |
| (6) groupe imaginaire | | | |
| (7) forme originale | | | |
| (8) forme modifiée | | | |

TABLEAU 3. *Symboles pour coder les personnages avec les labels linguistiques*

Dans le schéma de HVdC, les personnages peuvent être des personnes, des animaux ou des créatures. Par souci de clarté et d'espace, nous nous concentrons seulement sur les personnes, qui sont majoritaires dans nos récits annotés (201 animaux et 24 créatures contre 4 588 personnes), bien que notre approche et nos modèles prennent en compte les animaux et les créatures. La majorité des rêves ont au moins un personnage. Sur 1 766 rêves annotés, seulement 45 ne contiennent pas de personnage. En moyenne, il y a 2,8 personnages par récit.

À part pour les animaux et les créatures, les personnages sont codés selon quatre classes : le statut, le genre, l'identité par rapport au rêveur et l'âge. Ainsi, chaque personnage sera caractérisé par quatre symboles qui coderont les quatre classes respectives. L'ordre des symboles est fixe. La classe « statut » indique si un personnage est un individu ou un groupe d'individus. De plus, le statut indique si un personnage est vivant, décédé ou imaginaire. Le schéma prend aussi en compte les métamorphoses en considérant la forme originale et la forme modifiée. La classe « genre » possède quatre sous-classes : le genre masculin, féminin, les groupes composés de deux genres ainsi que les personnages dont le genre n'est pas connu par le rêveur ou dont le genre n'est pas clairement identifié dans le récit. La classe « identité » possède huit sous-classes arrangées selon un ordre hiérarchique, du plus familier au moins familier : la famille immédiate du rêveur (p. ex., les parents ou la sœur), les proches du rêveur liés par le mariage, le sang ou l'adoption (p. ex., le cousin ou la tante), les personnages directement connus par le rêveur (p. ex., les colocataires ou le copain), les personnages connus du rêveur grâce à leur réputation (p. ex., Winston Churchill ou Dieu), les personnages désignés par leur travail (p. ex., une étudiante ou un soldat), les personnages

désignés par leur nationalité, leur région ou leur ville (p. ex., des Tokyoïtes ou un Français), les personnages dont l'identité n'est pas connue par le rêveur (p. ex., une fille ou une foule). Enfin, la classe « âge » possède quatre sous-classes organisées selon un ordre chronologique décroissant : l'adulte, l'adolescent, l'enfant et le bébé.

Nous avons observé que les annotateurs s'appuient parfois sur des informations qui ne proviennent pas du récit, mais plutôt des caractéristiques du rêveur, comme son âge et son statut social. Pour certains récits, il est impossible de déterminer l'âge des personnages seulement à partir du texte. Cependant, il est possible de le deviner en connaissant partiellement le rêveur. Par exemple, les personnages des rêves de Béatrice (*bea1* dans le tableau 1), qui est une adolescente ayant plusieurs amis de l'école dans ses rêves, sont majoritairement annotés comme adolescents, même lorsque aucun élément dans le texte ne l'indique. Pour limiter ce biais, nous avons décidé de fusionner certaines sous-classes pour l'âge et l'identité. Pour la classe « âge », les sous-classes « bébé » et « adolescent » sont intégrées dans la sous-classe « enfant ». La sous-classe « adulte » reste intacte. Pour la classe « identité », les sous-classes correspondant à la famille immédiate et les proches du rêveur sont intégrées dans la sous-classe des personnages directement connus par le rêveur, « connu ». Le tableau 3 récapitule les sous-classes utilisées dans notre étude. La distribution des rêves selon les différentes sous-classes pour le statut, le genre, l'identité et l'âge est illustrée dans la figure 5 en annexe.

3.2.2. Émotion

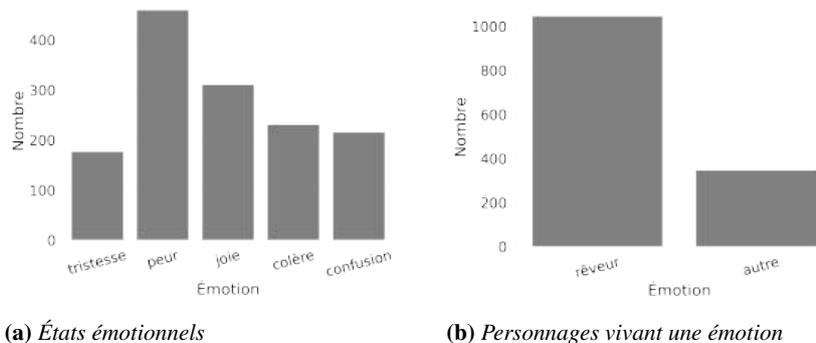


FIGURE 2. Nous présentons la distribution des états émotionnels (a) et celle des personnages vivant une émotion (b). Nous distinguons le rêveur des autres personnages.

Le schéma d'annotation de HVdC considère cinq états émotionnels : la colère « CO », la tristesse « TS », la confusion « CN », la joie « JO » et la peur « PE ». Il indique aussi quels sont les personnages qui ressentent ces émotions. Par exemple, dans la phrase « Emma est en colère. », la colère d'Emma est codée par les symboles « 1FCA CO » désignant le fait qu'une femme adulte connue par le rêveur « 1FCA » est en colère « CO ». Bien évidemment, le rêveur est toujours présent dans son récit, il

est représenté par le symbole « R » lorsque son émotion est codée. Nos modèles sont entraînés pour prédire les personnages avec leurs émotions correspondantes. Ainsi, nous ne voulons pas seulement prédire que la colère est présente dans notre récit, nous voulons aussi prédire qui ressent cette colère. À partir de la phrase « Emma est en colère. », le modèle de langue devra donc générer « 1FCA CO ». Dans la prochaine section, nous montrerons que la génération de ces symboles peut être facilitée en les convertissant en langage naturel. Grâce à cette conversion, la sémantique des références aux personnages et à leurs émotions est mieux exploitée.

La moitié des récits annotés ne comportent aucune émotion. Sur 1 766 récits, 885 n'ont pas d'émotion. Les rêves émotionnellement neutres sont donc courants. En moyenne, il y a 1,6 émotion par récit ayant un contenu émotionnel. La figure 2 décrit la distribution des états émotionnels et des personnages vivant une émotion dans les récits. La peur est l'émotion dominante et le rêveur est le personnage qui ressent le plus d'émotions par rapport aux autres personnages. Il existe des disparités entre les séries des rêveurs dans la distribution des personnages et de leurs émotions. Nous n'affichons pas ces disparités pour économiser de l'espace.

3.3. Description de notre approche

3.3.1. Conversion en langage naturel des codes des personnages et de leurs émotions

Nous cherchons à générer à partir d'un récit de rêve les codes des personnages et de leurs émotions convertis en langage naturel. Notre approche, illustrée dans la figure 1, est inspirée de l'étude de Zhang *et al.* (2021). Celle-ci propose de convertir la tâche de prédiction des aspects du sentiment dans un format séquence à séquence. Comme décrit dans la section 2.1, cette tâche est similaire à la nôtre, ce qui a motivé le choix de notre approche.

Dans DreamBank, les récits sont annotés selon le schéma de HVdC qui code les personnages et leurs émotions avec des symboles. Nous proposons de convertir les codes des personnages et de leurs émotions en langage naturel pour pouvoir mieux exploiter la sémantique de leurs références avec des modèles de langue. Nous cherchons à identifier conjointement les personnages et leurs émotions, et nous voulons bénéficier de la connaissance des modèles de langue préentraînés. Le guide d'annotation du schéma de HVdC est utilisé pour faire correspondre à chaque symbole son label linguistique correspondant. Par exemple, pour les symboles du personnage « 1FCA », « 1 » devient « individu vivant », « F » devient « femme », « C » devient « connu » et « A » devient « adulte ». La conversion des symboles des personnages est résumée dans le tableau 3. Une conversion similaire est aussi effectuée pour les émotions (p. ex., « CO » devient « colère »). Nous effectuons cette conversion sur la totalité des codes de nos récits. Dans cet article, nous faisons l'hypothèse que la prise en compte de la sémantique des références aux personnages et à leurs émotions permettra d'améliorer les performances de prédiction. En effet, nous pensons qu'un modèle de langue

séquence à séquence sera plus à même d’exploiter le contexte pour prédire « individu vivant femme connue adulte » plutôt que « IFCA ».

Comme illustré dans la figure 1, pour distinguer les références à plusieurs personnages, le marqueur spécifique « [PERSONNAGE] » est introduit. Nous effectuons le même raisonnement pour la séparation des différentes émotions en introduisant le marqueur spécifique « [ÉMOTION] ». Pour faire la liaison entre les différentes sous-classes, nous introduisons des marqueurs linguistiques comme « statut est », « genre est », « identité est » et « âge est ». Nous faisons l’hypothèse que ces marqueurs linguistiques aideront nos modèles à identifier correctement les classes des personnages. Si un récit ne comporte pas de personnage (respectivement pas d’émotion), alors le modèle devra générer la phrase « Il n’y a pas de personnage. » (respectivement « Il n’y a pas d’émotion. »).

3.3.2. Entraînement de modèles de langue séquence à séquence

Pour l’entraînement, nous utilisons un modèle de langue encodeur-décodeur basé sur l’architecture Transformer (Vaswani *et al.*, 2017). Pour cela, nous ajustons LaMini-Flan-T5 (Wu *et al.*, 2023), un modèle de langue T5 préentraîné (Raffel *et al.*, 2020). Le modèle possède 248 millions de paramètres et est ajusté sur 2,58 millions d’instructions. Au moment d’écrire l’article, LaMini-Flan-T5 est l’un des meilleurs modèles de langue avec moins d’un milliard de paramètres et a été évalué sur une quinzaine de tâches de TAL différentes (Wu *et al.*, 2023). Nous choisissons une « petite » taille de modèle, 248 millions de paramètres, pour s’assurer que la communauté de l’analyse quantitative des rêves puisse facilement réutiliser nos modèles adaptés pour analyser de nouveaux rêves. T5 est généralement utilisé pour effectuer des tâches de traduction (p. ex., générer la traduction d’une phrase allemande en français) ou effectuer du résumé abstraitif (p. ex., générer le résumé d’un article de journal). Le modèle prend en entrée une séquence de jetons et génère en sortie une nouvelle séquence de jetons. Selon les auteurs de T5, il est possible de transformer toutes les tâches de TAL dans un format séquence à séquence pour qu’elles soient traitées par le modèle. Nous utilisons une taille de lot de seize avec un taux d’apprentissage de 3^{-4} . Le nombre d’époques est fixé à quinze pour toutes les expérimentations⁴. Plusieurs expérimentations préliminaires avec validation croisée intersérie à cinq paquets (division 80-20) ont été utilisées pour sélectionner les hyperparamètres. Un décodage glouton est utilisé pour l’inférence.

La génération des personnages et de leurs émotions s’effectue en deux étapes. La première étape identifie les personnages présents dans le récit avec le statut, le genre, l’identité et l’âge. Pour chaque personnage, le modèle génère sa représentation sous la forme de langage naturel puis son code composé de symboles (p. ex., « [PERSONNAGE] statut est individu vivant, genre est féminin, identité est connue, âge est adulte [CODE] IFCA »). La seconde étape repose sur la première et associe à certains des

4. La totalité des hyperparamètres utilisés est disponible : <https://huggingface.co/gustavecortal/dream-report-reference>

personnages identifiés des états émotionnels. La première étape s'appuie sur la description en langage naturel des personnages pour faciliter la génération des codes. Les codes sont ensuite utilisés lors de la seconde étape. La première étape est importante : si le modèle n'identifie pas correctement les personnages, il n'identifiera pas correctement les états émotionnels reliés aux personnages. Dans l'exemple de la figure 1, les personnages « 1FCA » et « 1MIA » (respectivement Chloé et le garçon) sont identifiés durant la première étape. Puis, dans la seconde étape, la joie est associée au personnage « 1FCA », puisque Chloé est heureuse. Grâce à notre approche séquence à séquence, le modèle effectue les deux étapes conjointement.

3.3.3. Évaluation

Lors de l'évaluation, la séquence générée correspondant aux personnages et aux émotions est reconvertie sous la forme de codes HVdC. Par exemple, dans la séquence générée « [PERSONNAGE] statut est individu vivant, genre est féminin, identité est connue, âge est adulte », nous extrayons le statut « individu vivant », le genre « féminin », l'identité « connue » et l'âge « adulte ». Puis, nous utilisons le tableau 3 pour retrouver les symboles du personnage, respectivement « 1 », « F », « C » et « A ». Si le décodage échoue, car la séquence générée ne convient pas au format prédéfini, alors la prédiction est considérée comme nulle. Nous procédons de même pour récupérer les codes des émotions (p. ex., à partir de « [ÉMOTION] 1FCA est heureuse. », nous avons « 1FCA JO »). Les codes générés par nos modèles sont comparés avec les codes de référence en calculant le rappel, la précision et le $F1$ -score. Pour économiser de l'espace, nous affichons seulement le score $F1$.

La prédiction d'un personnage est correcte si et seulement si son statut, son genre, son identité et son âge correspondent aux symboles de référence. Nous affichons aussi les scores individuels pour la prédiction du statut, du genre, de l'identité et de l'âge. Ces scores nous servent à évaluer finement les performances des modèles. La prédiction d'une émotion est correcte si et seulement si le code du personnage et le code de l'émotion correspondent aux codes de référence. Ainsi, un modèle peut avoir une mauvaise performance s'il prédit correctement les états émotionnels, mais n'arrive pas à prédire correctement les personnages qui vivent ces états. À l'inverse, il peut aussi avoir une mauvaise performance s'il prédit correctement les personnages qui vivent un état émotionnel, mais n'arrive pas à prédire correctement les états émotionnels vécus par ces personnages.

L'évaluation s'effectue sur la totalité des rêveurs. Pour avoir une évaluation fiable, il faut évaluer nos modèles sur des rêveurs qui ne proviennent pas de l'ensemble d'entraînement. Les modèles sont entraînés en laissant à chaque fois une série de rêveurs de côté pour l'évaluation. Ainsi, puisque nous avons six séries de rêveurs (comme décrit dans le tableau 1), nous entraînons six modèles pour chaque expérimentation et nous moyennons les résultats d'évaluation. Cette méthode d'évaluation permet de ne pas faire fuiter des spécificités des séries. En effet, il est possible que certaines caractéristiques des rêveurs de l'ensemble d'entraînement (p. ex., la manière d'expri-

mer les émotions ou de décrire les personnages) puissent se retrouver dans l'ensemble d'évaluation, ce qui biaiserait l'évaluation.

4. Expérimentations

4.1. Modèles de langue de type séquence à séquence

Étant donné que cette tâche n'a pas été explorée précédemment, nous construisons un modèle dit RÉFÉRENCE qui est LaMini-Flan-T5 contenant 248 millions de paramètres. RÉFÉRENCE utilise la configuration que nous avons présentée dans la section précédente. Un exemple de génération est illustré dans la figure 1. Dans nos expérimentations, tous les modèles sont entraînés avec les mêmes hyperparamètres à partir du modèle LaMini-Flan-T5 contenant 248 millions de paramètres. Seulement PETIT et GRAND contiennent un nombre de paramètres différent. Nous étudions plusieurs phénomènes comme les effets de la taille du modèle de langue, des ordres de prédiction des personnages, de la manière de convertir les codes en langage naturel, et de la prise en compte des noms propres et de la sémantique des références aux personnages. Voici une description détaillée des différentes configurations :

- SANS_{SÉMANTIQUE} : un modèle qui ne prend pas en compte la sémantique des références aux personnages. Il prédit directement les symboles, qui sont représentés par des jetons spécifiques. Si nous reprenons l'exemple de la figure 1, le texte cible sera « [PERSONNAGE] 1FCA [PERSONNAGE] 1MIA [ÉMOTION] 1MIA est joyeuse » ;

- SANS_{NOMS} : un modèle qui ne prend pas en compte les noms propres dans les récits. Nous appliquons un modèle de reconnaissance des entités nommées⁵ pour détecter les noms propres qui sont remplacés par le jeton spécifique « [PER] » dans les récits. Par exemple, la phrase « Emma est en colère contre Robert » deviendra « [PER1] est en colère contre [PER2] » ;

- TAILLE : nous étudions l'effet de la taille du modèle de langue. TAILLE_{PETIT} et TAILLE_{GRAND} contiennent respectivement 77 et 783 millions de paramètres ;

- PREMIER : nous étudions l'effet des différents ordres de prédiction des personnages. PREMIER_{INDIVIDU} prédit les individus avant les groupes et PREMIER_{GROUPE} prédit les groupes avant les individus. PREMIER_{ÉMOTION} étudie aussi l'effet de la prédiction des émotions avant la prédiction des personnages, ce qui consiste à inverser les deux étapes dans la génération ;

- CONVERSION : nous étudions l'effet des différentes manières de convertir les codes des personnages en langage naturel ; CONVERSION_{VIRGULE} sépare les sous-classes par des virgules (p. ex., « individu vivant, féminin, connue, adulte ») ; CONVERSION_{MARQUEUR} sépare les sous-classes par des marqueurs spécifiques (p. ex., « [STATUT] individu vivant [GENRE] féminin [IDENTITÉ] connue [AGE] adulte ») ;

5. <https://huggingface.co/Jean-Baptiste/roberta-large-ner-english>

– VALIDATION CROISÉE : une expérimentation avec validation croisée intersérie à cinq paquets (division 80-20) est effectuée pour quantifier à quel point les modèles sont susceptibles de s'appuyer sur les spécificités des séries de l'ensemble d'entraînement.

4.2. Modèles de langue de type décodeur seul

Pour comparer notre approche, nous présentons aussi une expérience avec un modèle de langue de grande taille de type décodeur seul sans entraînement supervisé sur les récits DreamBank. Nous nous concentrons sur la tâche de prédiction des personnages qui, nous le verrons, est la plus difficile. Nous utilisons StableBeluga⁶, un modèle de langue autorégressif ayant sept milliards de paramètres et étant basé sur le modèle Llama 2 (Touvron *et al.*, 2023). StableBeluga a été adapté, depuis Llama 2, sur un jeu de données similaire à Orca (Mukherjee *et al.*, 2023) pour imiter le processus de raisonnement de GPT-4 (OpenAI, 2023). En novembre 2023, StableBeluga est l'un des meilleurs modèles ouverts disponibles pour la recherche selon Open LLM Leaderboard⁷. StableBeluga possède 28 fois plus de paramètres que nos modèles T5.

Nous utilisons StableBeluga en inférence avec l'entrée disponible dans le tableau 6 de l'annexe. Nous effectuons de l'apprentissage en contexte (Brown *et al.*, 2020). Pour le récit d'un rêveur donné, nous insérons plusieurs exemples d'apprentissage choisis aléatoirement parmi les récits des autres rêveurs après la mention « Assistant : ». Nous expérimentons avec un, trois et cinq exemples. Nos modèles sont respectivement STABLEBELUGA₁, STABLEBELUGA₃ et STABLEBELUGA₅.

4.3. Résultats

Les résultats de nos expérimentations sont affichés dans le tableau 4. La métrique *personnage* évalue la première étape (c.-à-d. la prédiction des personnages) et la métrique *émotion* évalue la deuxième étape (c.-à-d. l'identification des états émotionnels de certains personnages identifiés dans la première étape). Comme décrit dans la section 3.3.3, nous affichons la moyenne des résultats d'évaluation sur les six séries de rêveurs. Il existe des différences entre les séries que nous n'affichons pas pour économiser de l'espace.

RÉFÉRENCE obtient 64,74 et 75,13 points pour *personnage* et *émotion* respectivement. Nos résultats montrent que les modèles de langue peuvent aborder la tâche complexe de prédiction des personnages et de leurs émotions associées grâce à notre approche. *Émotion* est plus élevée que *personnage*. Ce résultat est cohérent, la deuxième étape est plus simple que la première. En effet, comme indiqué dans la section 3.2.2, les rêves émotionnellement neutres sont courants puisque la moitié des récits annotés

6. <https://huggingface.co/stabilityai/StableBeluga-7B>

7. https://huggingface.co/spaces/HuggingFaceH4/open_llm_leaderboard

| Modèle | Statut | Genre | Identité | Âge | Personnage | Émotion |
|--------------------------------|---------|---------|----------|---------|------------|---------|
| RÉFÉRENCE | 82,87 | 78,02 | 76,17 | 86,21 | 64,74 | 75,13 |
| SANS _{SÉMANTIQUE} | 71,37 | 56,54* | 61,0 | 90,51 | 41,79* | 75,79 |
| SANS _{NOMS} | 80,66* | 74,32** | 74,2 | 83,95** | 60,93** | 73,04* |
| TAILLE _{PETIT} | 78,35** | 72,13** | 70,25** | 81,66** | 56,79** | 70,15** |
| TAILLE _{GRAND} | 84,51* | 80,3** | 78,63** | 87,29 | 67,63** | 74,71 |
| PREMIER _{GROUPE} | 82,33 | 77,71 | 74,86 | 85,61 | 63,71 | 71,94 |
| PREMIER _{INDIVIDU} | 80,59** | 76,14 | 74,22** | 83,87** | 62,67 | 67,32 |
| PREMIER _{ÉMOTION} | 83,92 | 78,74 | 77,06 | 87,63 | 64,97 | 72,03 |
| CONVERSION _{VIRGULE} | 84,02** | 79,84** | 77,67** | 87,08* | 66,69** | 73,68 |
| CONVERSION _{MARQUEUR} | 82,39 | 78,45 | 76,53 | 86,09 | 65,44 | 74,36 |
| STABLEBELUGA ₁ | 43,95** | 39,76** | 31,25** | 56,16** | 15,65** | - |
| STABLEBELUGA ₃ | 52,44** | 46,49** | 38,46** | 63,88** | 21,06** | - |
| STABLEBELUGA ₅ | 55,89** | 46,29** | 42,61** | 63,73** | 24,86** | - |
| VALIDATION CROISÉE | 86,28 | 81,9 | 79,51 | 89,52 | 68,64 | 76,18 |

TABLEAU 4. Résultat des expérimentations. ** indique une valeur-p inférieure à 0,05 et * indique une valeur-p inférieure à 0,1

ne comporte aucune émotion. De plus, la figure 2b montre que le rêveur est celui qui ressent le plus d'émotions. Dans les observations qui suivent, nous comparons les résultats de nos modèles par rapport au modèle RÉFÉRENCE. À part pour VALIDATION CROISÉE, nous calculons la significativité statistique des performances de chaque modèle par rapport à RÉFÉRENCE en utilisant un test des rangs signés de Wilcoxon.

4.3.1. Quelles sont les performances de STABLEBELUGA par rapport à nos modèles supervisés ?

Nous nous concentrons sur la métrique *personnage*. Nous observons que le nombre d'exemples en contexte augmente les performances. En effet, STABLEBELUGA₅ obtient 9,21 points de plus par rapport à STABLEBELUGA₁. Le meilleur modèle avec cinq exemples obtient de mauvaises performances par rapport à RÉFÉRENCE (-39,88 points). En analysant plusieurs prédictions, nous observons que STABLEBELUGA arrive à suivre le format de génération, mais hallucine certaines sous-classes (p. ex., « identité est étudiant » alors que « étudiant » n'est pas une sous-classe valide). De plus, le modèle est trop sensible aux exemples en contexte, et aura tendance à reprendre les personnages des exemples pour la génération. Ces phénomènes sont des limitations connues de l'apprentissage en contexte (Dong *et al.*, 2022). Ainsi, nos modèles supervisés ont de meilleures performances tout en ayant 28 fois moins de paramètres.

4.3.2. *Est-ce que la prise en compte de la sémantique des références aux personnages permet d'améliorer les performances ?*

La prise en compte de la sémantique des références aux personnages augmente considérablement *personnage* (RÉFÉRENCE obtient 22,95 points de plus par rapport à SANS_{SÉMANTIQUE}). Ainsi, la conversion en langage naturel des codes des personnages permet au modèle de langue d'exploiter leur sémantique. Notre approche bénéficie du préentraînement des modèles de langue qui capitalisent mieux sur le contexte et encodent plus de connaissances sur le monde. Notons que SANS_{SÉMANTIQUE} est légèrement meilleur pour *émotion* (+0,66 point).

4.3.3. *Est-ce que le modèle s'appuie sur les noms propres ?*

Nous observons que SANS_{NOMS} obtient de moins bonnes performances globales par rapport à RÉFÉRENCE (respectivement -3,81 points et -2,09 points pour *personnage* et *émotion*). La sous-classe la plus impactée est le genre (-3,7 points). Le modèle s'appuie donc sur les noms propres pour prédire les personnages et leurs émotions.

4.3.4. *Quelle est l'effet de la taille du modèle sur les performances ?*

Nous voyons que le passage à l'échelle des modèles augmente *personnage* de manière importante (TAILLE_{GRAND} obtient 10,84 points de plus par rapport à TAILLE_{PETIT}). TAILLE_{GRAND} n'augmente pas *émotion* par rapport à RÉFÉRENCE. La mise à l'échelle des modèles est donc une direction intéressante pour améliorer les performances de prédiction des personnages.

4.3.5. *Est-il intéressant de fixer un ordre dans la prédiction des personnages ?*

Nous nous sommes demandés si prédire les individus avant les groupes (PREMIER_{INDIVIDU}) ou si prédire les groupes avant les individus (PREMIER_{GROUPE}) pouvait améliorer les performances. Nous n'observons pas de différences significatives. Nous ne pouvons donc pas conclure qu'un ordre spécifique est meilleur.

4.3.6. *Est-il mieux de prédire les émotions avant les personnages ou inversement ?*

PREMIER_{ÉMOTION} inverse les deux étapes en générant les émotions avant les personnages. Nous n'observons pas de différences significatives. Nous ne pouvons pas conclure que la prédiction des émotions repose sur la prédiction des personnages.

4.3.7. *Est-ce que la manière de convertir les codes en langage naturel a un impact sur les performances ?*

La conversion en langage naturel des codes des personnages avec des virgules augmente *personnage* (+1,95 points) alors qu'il n'y a pas de différence significative pour la conversion avec des marqueurs spécifiques. Ainsi, il n'est pas nécessaire d'introduire des marqueurs linguistiques comme « statut est » et « genre est » pour faire la liaison entre les sous-classes. Il est possible que ces marqueurs induisent des corrélations fallacieuses avec les récits en entrée, ce qui réduirait les performances.

4.3.8. Est-ce que le modèle s'appuie sur des spécificités des séries ?

En effectuant une validation croisée intersérie, nous observons que les performances augmentent globalement. Nous pouvons en déduire que le modèle s'appuie sur des spécificités des séries vues en entraînement pour prédire de nouveaux rêves. Pour avoir une évaluation fiable, il faut évaluer nos modèles sur des rêveurs qui ne proviennent pas de l'ensemble d'entraînement. C'est ce que nous avons fait pour les autres expérimentations, en entraînant sur toutes les séries de rêveurs sauf une qui est la série à évaluer.

4.4. Application de notre modèle à l'analyse des rêves d'un vétéran de guerre

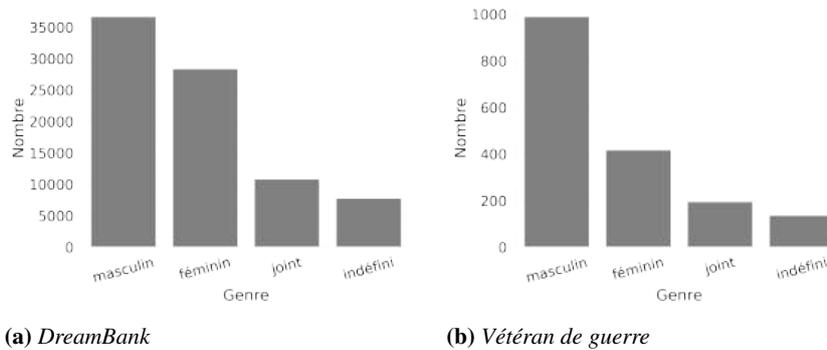


FIGURE 3. Distribution du genre des personnages dans les récits de DreamBank (a) et les récits du vétéran de guerre (b)

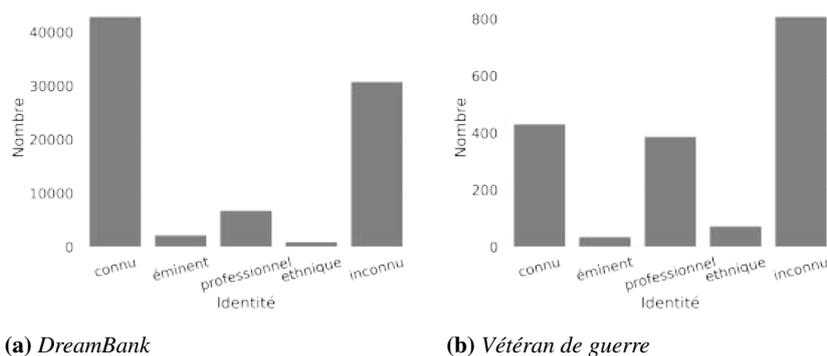


FIGURE 4. Distribution de l'identité des personnages dans les récits de DreamBank (a) et les récits du vétéran de guerre (b)

Lors de l'écriture d'un récit, le rêveur impose d'une manière consciente et inconsciente une certaine structure sur son expérience. Cette structure peut révé-

ler des schémas cognitifs dysfonctionnels. Dans le cadre des thérapies cognitivo-comportementales, le rêve est considéré comme un miroir dans lequel se reflètent des schémas de pensée et des distorsions cognitives des patients, de la même façon que dans leur expérience éveillée (Beck, 2002). Par exemple, les cauchemars peuvent révéler des indices sur ce qui hante les patients, et donc faciliter le processus thérapeutique. Barrett (2002) a constaté que les expériences de combat sont un thème récurrent dans les rêves des personnes affectées par le stress post-traumatique de guerre. Nous voulons montrer que notre article, qui propose d'analyser le contenu manifeste des récits de rêves en étudiant certaines régularités, peut avoir une application importante dans un cadre thérapeutique.

Avec notre modèle RÉFÉRENCE, nous annotons les personnages et les émotions de la totalité des récits anglais de DreamBank, soit 27 952 récits. Nous rendons disponibles ces récits avec leurs annotations⁸. Nous comparons ces annotations avec les annotations de 593 récits de rêves d'un vétérán de guerre provenant aussi de DreamBank. En effet, nous utilisons aussi notre modèle pour prédire les personnages et les émotions des récits de rêves d'un vétérán de la guerre du Vietnam souffrant de TSPT (trouble de stress post-traumatique). Cet ancien combattant a écrit trois séries distinctes de rêves liés à ses expériences de combat qui l'ont hanté pendant des décennies après son retour aux États-Unis. La première série englobe 98 rêves, dont de nombreux cauchemars, qu'il a notés de manière irrégulière sur une période de plus de 30 ans, de 1971 à 2008, après son départ du Vietnam. En 2015, à l'âge de 66 ans, il a écrit une deuxième série de 32 rêves en trois semaines. Enfin, entre septembre 2016 et septembre 2017, il a écrit une troisième série de 463 rêves. Le vétérán raconte sur son site web⁹ les détails sur sa vie avant, durant et après son engagement au Vietnam. De plus, des explications sur la compilation de son journal de rêves sont présentées.

Les résultats pour le genre et l'identité des personnages sont illustrés respectivement sur les figures 3 et 4. Nous observons que les rêves du vétérán sont caractérisés par une dominance de personnages masculins, ce qui est cohérent avec le fait que les combats sur le terrain sont dominés par un environnement masculin. Les personnages sont majoritairement inconnus, professionnels ou connus. Les personnages professionnels sont probablement des soldats. Une recherche de la fréquence des mots montre qu'un tiers des récits contiennent des personnages reliés au champ lexical de la guerre comme *soldier*, *army*, *enemy*, *ally*, *brigade*, *combatant* ou *sniper*. Les personnages inconnus reflètent le caractère imprévisible du combat, avec des ennemis pouvant apparaître à tout moment. Le tableau 5 contient deux récits de rêves du vétérán qui illustrent la présence de la guerre et son imprévisibilité.

Nos observations sont en accord avec l'hypothèse de la continuité, qui postule que les rêves reflètent certains événements de l'état éveillé. Nos recherches peuvent servir les études sur le TSPT, un phénomène encore peu compris, et de manière générale faciliter le processus thérapeutique dans le cadre de thérapies cognitivo-

8. <https://huggingface.co/datasets/gustavecortal/DreamBank-annotated>

9. <http://medicinthegreentime.com>

| |
|---|
| <i>I am with a group of Special Forces soldiers in Vietnam. We are attacked by NVA soldiers at close quarters. One charges us. He wears a gas mask and has a chemical biological weapon. One SF soldier assaults him hand to hand. Dream recollection ends here. (03/14/1999)</i> |
| <i>The enemy is above, in the sky. We are not soldiers but school children. A voice from everywhere begins to warn us, "Things are dropping." [...] (07/30/1971)</i> |

TABLEAU 5. Exemple de deux récits de rêves du vétéran de guerre

comportementales. Nous n'avons fait ici qu'effleurer les possibilités offertes par l'analyse automatique des récits de rêves. Il reste à faire une analyse exploratoire approfondie des annotations produites par notre modèle. DreamBank recèle une multitude de profils de rêveurs différents, comme des malvoyants ou des personnes faisant des rêves lucides. Il serait intéressant de croiser les annotations produites par notre modèle avec des observations provenant d'autres disciplines comme les neurosciences ou la sociologie (Lahire, 2021).

5. Discussions

5.1. Biais dans les données

La restitution d'un récit est principalement influencée par la mémoire, le style d'écriture et la catégorie socio-économique du rêveur (Lahire, 2021). Par exemple, il est possible que lors de la restitution, le rêveur ajoute des éléments qui n'étaient pas présents lors de l'expérience du rêve, ou sélectionne seulement les éléments les plus importants pour lui. De plus, il existe des biais dans la représentation des rêveurs, qui sont majoritairement des femmes éduquées vivants aux États-Unis. Enfin, étant donné la grande diversité des marqueurs linguistiques qui verbalisent l'émotion, le schéma d'annotation de HVdC ne peut rendre compte de l'ensemble de la richesse émotionnelle des récits.

5.2. Nature des rêves

Les récits de rêves contiennent moins d'information sensorielle et conceptuelle que les récits de l'état éveillé. Par exemple, dans l'état éveillé, on pourrait décrire plusieurs dimensions d'un repas comme sa texture, son goût et son odeur. Dans un rêve, ces détails peuvent être plus flous ou totalement absents. De plus, les lois de la physique sont fréquemment enfreintes : par exemple, des personnages peuvent se téléporter ou se métamorphoser. Les récits de rêves ne décrivent pas non plus la simple répétition d'événements vécus lors de l'état éveillé, ils ont leur propre structure. Ces propriétés phénoménologiques peuvent constituer une épreuve pour les annotateurs ainsi que

pour les outils cherchant à les modéliser. Soulignons l'existence de plusieurs débats, dans la communauté des chercheurs sur le rêve, qui concernent notre étude (Windt, 2021). Par exemple, est-ce que les rêves ont réellement un contenu émotionnel ? Les rêveurs arrivent-ils à identifier correctement les personnages ? Les rêveurs peuvent-ils s'identifier à d'autres personnages qu'eux-mêmes ?

5.3. Limitations de notre approche et perspectives

Nous avons seulement considéré un sous-ensemble de DreamBank, qui est l'ensemble des récits qui sont annotés selon le schéma d'annotation de HVdC. Il serait intéressant de prendre en compte les rêves non annotés, par exemple en effectuant au préalable un apprentissage autosupervisé sur les récits.

Nous n'avons pas pris en compte la totalité des annotations du schéma de HVdC disponibles. Les récits sont aussi annotés selon d'autres classes comme les interactions entre les personnages, les objets dans les scènes et les événements chanceux ou malchanceux pour certains personnages. Ces annotations permettraient d'améliorer les performances de prédiction des personnages et de leurs émotions. Par exemple, les interactions peuvent représenter les dimensions physiologique et motrice de l'émotion, alors que les événements malchanceux ou chanceux sont susceptibles de provoquer des émotions chez certains personnages.

Nous imposons un ordre arbitraire dans la prédiction des traits associés aux classes des personnages, alors que cette tâche n'a pas nécessairement de propriété d'ordre. Nous avons effectué une expérimentation préliminaire et nous observons que l'ordre de prédiction des traits a un impact sur les performances. L'ordre fixé par le schéma d'annotation de HVdC (statut, genre, identité et âge) ne maximise pas nécessairement les performances. Par exemple, quelles sont les performances si l'identité est prédite en premier et le statut en dernier ? Nous prévoyons d'étudier pleinement ce phénomène dans une prochaine étude.

6. Conclusion

Jusqu'à présent, l'analyse quantitative des rêves a reposé sur l'annotation manuelle et chronophage des récits de rêves. Nous avons automatisé le codage des récits en le considérant comme une tâche de génération en langue naturelle de séquence à séquence. Grâce à cette approche, il est possible de prédire simultanément les personnages et leurs émotions avec des modèles de langue. Nous avons étudié plusieurs phénomènes comme les effets de la taille du modèle de langue, des ordres de prédiction des personnages, de la manière de convertir les codes en langage naturel, et de la prise en compte des noms propres et de la sémantique des références aux personnages. Nous avons comparé notre approche avec un modèle de langue de grande taille utilisant de l'apprentissage en contexte. Nos modèles ont de meilleures performances tout en ayant 28 fois moins de paramètres.

L'usage des rêves permet de découvrir les schémas cognitifs dysfonctionnels des patients dans le cadre de thérapies cognitivo-comportementales (Beck, 2002). À travers l'analyse des récits de rêves d'un vétéran de guerre, nous avons montré que nos outils éclairent certains liens entre les rêves et les troubles psychiques, ce qui peut être utile dans les processus thérapeutiques. Pour faciliter la recherche sur les rêves, nous rendons disponible notre modèle ainsi que la partie anglaise de la base de récits de rêves annotés DreamBank. Nous encourageons ainsi la communauté de l'analyse quantitative des rêves à utiliser notre modèle pour prédire de nouveaux rêves et à explorer en profondeur les annotations des récits produites par notre modèle.

Remerciements

Ces travaux ont bénéficié d'un accès aux moyens de calcul de l'IDRIS au travers de l'allocation de ressources 20XX-AD011014205 attribuée par GENCI.

7. Annexe

7.1. Entrée de STABLEBELUGA

```

### System:\nYou are StableBeluga, an AI that follows instructions
extremely well. Help as much as you can. You know the Hall
and Van de Castle annotation scheme.\n
### User:\nClassify CHARACTERS (status, gender, identity, and age)
in a DREAM REPORT.\nGiven a DREAM REPORT, you must follow the
format: CHARACTERS: [CHARACTER]status is <status>, gender is
<gender>, identity is <identity>, age is <age>\nWhere: <status>
must be in {"1":"individual alive", "2":"group alive", "3":"dead
individual", "4":"dead group", "5":"imaginary individual", "6":
"imaginary group", "7": "original form", "8":"changed form"}\n
<gender> must be in {"M":"male", "F":"female", "J":"joint", "I":
"indefinite"}\n<age> must be in {"A":"adult", "C":"child"}\n
<identity> must be in {"K":"known", "P":"prominent", "O":
"occupational", "E":"ethnic", "S":"stranger"} \nUse [CHARACTERS]
to separate multiple characters. Do not classify the dreamer.\n
### Assistant:

```

TABLEAU 6. Entrée de STABLEBELUGA utilisée pour la prédiction des personnages

7.2. Distribution des classes des personnages dans les récits DreamBank annotés

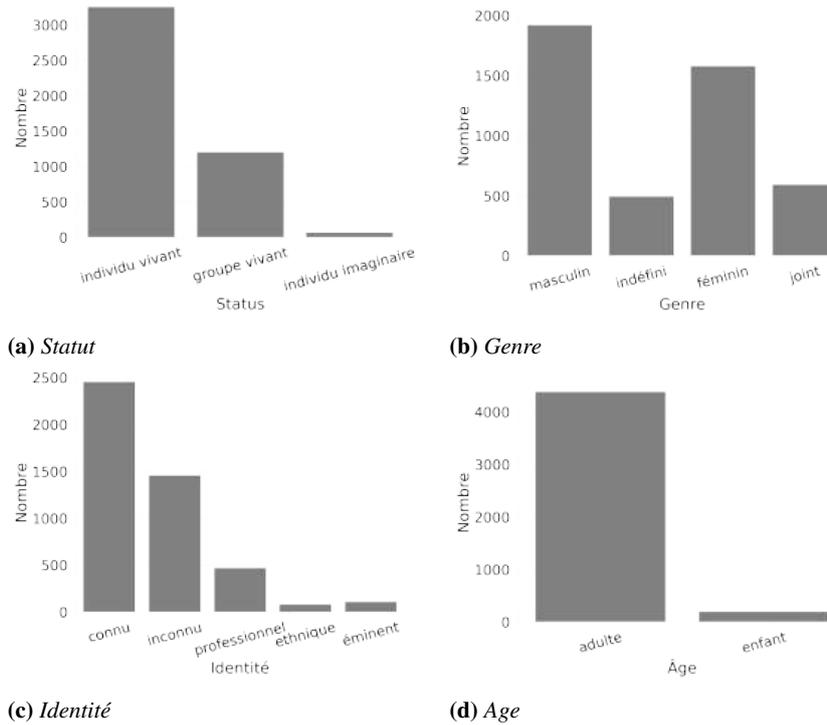


FIGURE 5. Distribution du statut (a), du genre (b), de l'identité (c) et de l'âge (d) dans les récits. Le statut et l'identité sont tronqués pour n'afficher que les sous-classes dominantes.

8. Bibliographie

Altszyler E., Ribeiro S., Sigman M., Fernández Slezak D., « The interpretation of dream meaning : Resolving ambiguity using Latent Semantic Analysis in a small corpus of text », *Consciousness and Cognition*, vol. 56, p. 178-187, 2017.

Barrett D., « The “Royal Road” Becomes a Shrewd Shortcut : The Use of Dreams in Focused Treatment », *Journal of Cognitive Psychotherapy*, vol. 16, p. 55 - 63, 2002.

Beck A. T., « Cognitive Patterns in Dreams and Daydreams », *Journal of Cognitive Psychotherapy*, vol. 16, n° 1, p. 23-27, March, 2002.

Bertolini L., Elce V., Michalak A., Bernardi G., Weeds J., « Automatic Scoring of Dream Reports' Emotional Content with Large Language Models », 2023.

Brown T., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J. D., Dhariwal P., Neelakantan A., Shyam P., Sastry G., Askell A., Agarwal S., Herbert-Voss A., Krueger G., Henighan T., Child R.,

- Ramesh A., Ziegler D., Wu J., Winter C., Hesse C., Chen M., Sigler E., Litwin M., Gray S., Chess B., Clark J., Berner C., McCandlish S., Radford A., Sutskever I., Amodei D., « Language Models are Few-Shot Learners », , vol. 33, p. 1877-1901, 2020.
- Bulkeley K., Graves M., « Using the LIWC program to study dreams. », *Dreaming*, vol. 28, n° 1, p. 43-58, March, 2018.
- Campagnano C., Conia S., Navigli R., « SRL4E – Semantic Role Labeling for Emotions : A Unified Evaluation Framework », *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1 : Long Papers)*, Association for Computational Linguistics, Dublin, Ireland, p. 4586-4601, May, 2022.
- Cartwright R., « Chapter 45 - Dreaming as a Mood Regulation System », in M. H. Kryger, T. Roth, W. C. Dement (eds), *Principles and Practice of Sleep Medicine (Fourth Edition)*, fourth edition edn, W.B. Saunders, Philadelphia, p. 565-572, 2005.
- Cortal G., Finkel A., Paroubek P., Ye L., « Natural Language Processing for Cognitive Analysis of Emotions », *Semantics, Memory, and Emotion 2022*, Paris, France, September, 2022.
- Cortal G., Finkel A., Paroubek P., Ye L., « Emotion Recognition based on Psychological Components in Guided Narratives for Emotion Regulation », *Proceedings of the 7th Joint SIG-HUM Workshop on Computational Linguistics for Cultural Heritage, Social Sciences, Humanities and Literature*, Association for Computational Linguistics, Dubrovnik, Croatia, p. 72-81, May, 2023.
- Cortes C., Vapnik V., « Support-vector networks », *Machine learning*, vol. 20, n° 3, p. 273-297, 1995.
- Crick F., Mitchison G., « The function of dream sleep », *Nature*, vol. 304, n° 5922, p. 111-114, July, 1983.
- Crick F., Mitchison G., « REM sleep and neural nets », *Behavioural Brain Research*, vol. 69, n° 1-2, p. 147-155, July, 1995.
- Devlin J., Chang M., Lee K., Toutanova K., « BERT : Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding », in J. Burstein, C. Doran, T. Solorio (eds), *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019, Minneapolis, MN, USA, June 2-7, 2019, Volume 1 (Long and Short Papers)*, Association for Computational Linguistics, p. 4171-4186, 2019.
- Diekelmann S., Born J., « The memory function of sleep », *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 11, n° 2, p. 114-126, January, 2010.
- Domhoff G. W., *The scientific study of dreams : Neural networks, cognitive development, and content analysis.*, American Psychological Association, 2003.
- Domhoff G. W., Schneider A., « Studying dream content using the archive and search engine on DreamBank.net », *Consciousness and Cognition*, vol. 17, n° 4, p. 1238-1247, December, 2008.
- Dong Q., Li L., Dai D., Zheng C., Wu Z., Chang B., Sun X., Xu J., Li L., Sui Z., « A Survey on In-context Learning », *arXiv preprint arXiv : 2301.00234*, 2022.
- Elce V., Handjaras G., Bernardi G., « The Language of Dreams : Application of Linguistics-Based Approaches for the Automated Analysis of Dream Experiences », *Clocks & Sleep*, vol. 3, n° 3, p. 495-514, 2021.

- Flanagan H. M., « The Content Analysis of Dreams. By Calvin S. Hall and Robert L. Van de Castle New York : The Century Psychology Series. 1966. Pp. 320. Price not given. », *The British Journal of Psychiatry*, vol. 112, n° 490, p. 963–964, 1966.
- Fogli A., Aiello L. M., Quercia D., « Our dreams, our selves : automatic analysis of dream reports », *Royal Society Open Science*, vol. 7, n° 8, p. 192080, August, 2020.
- Freud S., *The interpretation of dreams.*, MacMillan Co, 1913.
- Gildea D., Jurafsky D., « Automatic Labeling of Semantic Roles », *Proceedings of the 38th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Association for Computational Linguistics, Hong Kong, p. 512-520, October, 2000.
- Gutman Music M., Holur P., Bulkeley K., « Mapping dreams in a computational space : A phrase-level model for analyzing Fight/Flight and other typical situations in dream reports », *Consciousness and Cognition*, vol. 106, p. 103428, 2022.
- Harris-McCoy D. E., *Artemidorus' Oneirocritica : Text, Translation, and Commentary*, Oxford University Press, 2012.
- Lahire B., *L'interprétation sociologique des rêves*, Poche / Sciences humaines et sociales, La Découverte, 2021.
- Mallett R., Picard-Deland C., Pigeon W., Wary M., Grewal A., Blagrove M., Carr M., « The Relationship Between Dreams and Subsequent Morning Mood Using Self-Reports and Text Analysis », *Affective Science*, vol. 3, n° 2, p. 400-405, November, 2021.
- McNamara P., Duffy-Deno K., Marsh T., Marsh T. J., « Dream content analysis using Artificial Intelligence », *International Journal of Dream Research*, vol. 12, n° 1, p. 42–52, Apr., 2019.
- Miller G. A., « WordNet : A Lexical Database for English », *Human Language Technology : Proceedings of a Workshop held at Plainsboro, New Jersey, March 8-11, 1994*, 1994.
- Mukherjee S., Mitra A., Jawahar G., Agarwal S., Palangi H., Awadallah A., « Orca : Progressive Learning from Complex Explanation Traces of GPT-4 », 2023.
- OpenAI, « GPT-4 Technical Report », *PREPRINT*, 2023.
- Raffel C., Shazeer N., Roberts A., Lee K., Narang S., Matena M., Zhou Y., Li W., Liu P. J., « Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer », *Journal of Machine Learning Research*, vol. 21, n° 140, p. 1-67, 2020.
- Reimers N., Gurevych I., « Sentence-BERT : Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks », *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, 11, 2019.
- Reinert M., « Les "mondes lexicaux" et leur "logique" à travers l'analyse statistique d'un corpus de récits de cauchemars », *Langage & société*, vol. 66, p. 5-39, 1993.
- Sanz C., Zamberlan F., Erowid E., Erowid F., Tagliazucchi E., « The Experience Elicited by Hallucinogens Presents the Highest Similarity to Dreaming within a Large Database of Psychoactive Substance Reports », *Frontiers in Neuroscience*, 2018.
- Schredl M., Hofmann F., « Continuity between waking activities and dream activities », *Consciousness and Cognition*, vol. 12, n° 2, p. 298-308, June, 2003.
- Thill S., Svensson H., « The inception of simulation : a hypothesis for the role of dreams in young children », *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, vol. 33, 2011.
- Touvron H., Martin L., Stone K., Albert P., Almahairi A., Babaei Y., Bashlykov N., Batra S., Bhargava P., Bhosale S., Bikel D., Blecher L., Ferrer C. C., Chen M., Cucurull G., Esiobu

- D., Fernandes J., Fu J., Fu W., Fuller B., Gao C., Goswami V., Goyal N., Hartshorn A., Hosseini S., Hou R., Inan H., Kardas M., Kerkez V., Khabsa M., Kloumann I., Korenev A., Koura P. S., Lachaux M.-A., Lavril T., Lee J., Liskovich D., Lu Y., Mao Y., Martinet X., Mihaylov T., Mishra P., Molybog I., Nie Y., Poulton A., Reizenstein J., Rungta R., Saladi K., Schelten A., Silva R., Smith E. M., Subramanian R., Tan X. E., Tang B., Taylor R., Williams A., Kuan J. X., Xu P., Yan Z., Zarov I., Zhang Y., Fan A., Kambadur M., Narang S., Rodriguez A., Stojnic R., Edunov S., Scialom T., « Llama 2 : Open Foundation and Fine-Tuned Chat Models », 2023.
- Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser L. u., Polosukhin I., « Attention is All you Need », in I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, R. Garnett (eds), *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, Curran Associates, Inc., 2017.
- Walker M. P., van der Helm E., « Overnight therapy? The role of sleep in emotional brain processing. », *Psychological Bulletin*, vol. 135, n° 5, p. 731-748, 2009.
- Windt J. M., « Dreams and Dreaming », in E. N. Zalta (ed.), *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*, Summer 2021 edn, Metaphysics Research Lab, Stanford University, 2021.
- Winget C., Kramer M., *Dimensions of dreams*, Gainesville : University of Florida Press, 1979.
- Wu M., Waheed A., Zhang C., Abdul-Mageed M., Aji A. F., « LaMini-LM : A Diverse Herd of Distilled Models from Large-Scale Instructions », *CoRR*, 2023.
- Yu C. K.-C., « Automated analysis of dream sentiment—The royal road to dream dynamics ? », *Dreaming*, vol. 32, n° 1, p. 33-51, March, 2022.
- Zhang W., Deng Y., Li X., Yuan Y., Bing L., Lam W., « Aspect Sentiment Quad Prediction as Paraphrase Generation », *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, Online and Punta Cana, Dominican Republic, p. 9209-9219, November, 2021.
- Zhang W., Li X., Deng Y., Bing L., Lam W., « A Survey on Aspect-Based Sentiment Analysis : Tasks, Methods, and Challenges », *CoRR*, 2022.
- Zheng X., Schweickert R., « Comparing hall Van de Castle coding and Linguistic Inquiry and Word Count using canonical correlation analysis. », *Dreaming*, vol. 31, n° 3, p. 207-224, September, 2021.

Résumés de thèses et HDR

Rubrique préparée par Sylvain Pogodalla

Université de Lorraine, CNRS, Inria, LORIA, F-54000 Nancy, France
sylvain.pogodalla@inria.fr

William BABONNAUD : willibab@hotmail.fr

Titre : Sémantique lexicale, compositionnalité et coercions. Fondements théoriques des types sémantiques

Mots-clés : sémantique formelle, sémantique lexicale, théorie des types, théorie des catégories, théorie des topos, coercion, compositionnalité, inférence de types.

Title: *Lexical Semantics, Compositionality and Coercions. Theoretical Foundations of Semantic Types*

Keywords: *formal semantics, lexical semantics, type theory, category theory, topos theory, coercion, compositionality, type inference.*

Thèse de doctorat en informatique, LORIA, UMR 7503, école doctorale IAEM, Université de Lorraine, sous la direction de M. Philippe de Groote (DR, Inria Nancy – Grand Est, LORIA). Thèse soutenue le 22/11/2022.

Jury : M. Philippe de Groote (DR, Inria Nancy – Grand Est, LORIA, directeur), Mme Laurence Danlos (Pr émérite, Université Paris Cité, présidente), M. Paul-André Melliès (DR, CNRS, IRIF, rapporteur), M. Christian Retoré (Pr, Université de Montpellier, rapporteur), Mme Alda Mari (DR, CNRS, examinatrice), M. Mathieu Constant (Pr, Université de Lorraine, ATILF, examinateur), Mme Laura Kallmeyer (Pr, Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf, Allemagne, examinatrice).

Résumé : *Cette thèse s'intéresse à l'utilisation des théories de types et des types eux-mêmes dans les formalismes sémantiques compositionnels en traitement automatique des langues. Les types sémantiques jouent un rôle essentiel dans la détection et la représentation de certains phénomènes sémantiques, incluant les usages créatifs de la langue, la polysémie et la coprédication, et nécessitent pour cela une certaine précision linguistique ainsi que des mécanismes théoriques capables de manipuler des*

structures complexes et des coercions de types. Afin de répondre à ces exigences, l'objectif de ce travail de thèse est de proposer une base minimaliste à la construction des théories de types sémantiques, qui soit capable dans une certaine mesure d'unifier les différentes approches actuelles à la sémantique lexicale et formelle. Une première partie est dédiée à l'examen des contraintes linguistiques qui pèsent sur la notion même de type sémantique, et aboutit à l'élaboration de principes généraux destinés à encadrer l'élaboration de théories de types sémantiques. Dans une seconde partie, ces principes sont confrontés aux fondements mathématiques de telles théories, conduisant à la construction d'une théorie de types dans un style montagovien, augmenté d'une relation de sous-typage et de coercions, à partir d'un modèle catégorique de topos. Enfin, une dernière partie traite du choix des types sémantiques de base, et tente d'évaluer expérimentalement si l'acquisition de tels types à partir de données empiriques est envisageable.

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://hal.science/tel-03935669>

Cyril GROUIN : cyril.grouin@lisn.upsaclay.fr

Titre : Le traitement automatique des langues face à l'évolution des usages de la langue

Mots-clés : domaine de spécialité, hétérogénéité, modèles pré-entraînés, modélisation, réseaux sociaux, sémantique.

Titre : *Natural Language Processing Facing the Language Uses Evolution*

Keywords : *heterogeneity, modelling, pre-trained models, semantics, social media, specialty domain.*

Habilitation à diriger des recherches en informatique, Laboratoire Interdisciplinaire des Sciences du Numérique (LISN), UMR 9015, Université Paris-Saclay, sous la direction de Mme Anne Vilnat (Pr, Université Paris-Saclay). Habilitation soutenue le 23/03/2023.

Jury : Mme Anne Vilnat (Pr, Université Paris-Saclay, examinatrice et marraine scientifique), Mme Béatrice Daille (Pr, Université de Nantes, rapporteuse), M. Patrick Ruch (Pr, Haute École Spécialisée de Suisse Occidentale, HES-SO, Genève, Suisse, rapporteur), M. Mathieu Valette (Pr, Institut National des Langues et Civilisations Orientales, INALCO, Paris, rapporteur), Mme Pascale Sébillot (Pr, Institut National des Sciences Appliquées, INSA, Rennes, examinatrice).

Résumé : *Dans ce manuscrit, je présente les recherches que j'ai menées sur les productions langagières des locuteurs d'une langue sur les réseaux sociaux. Mon manuscrit s'articule autour de deux angles d'analyse : l'impact des utilisateurs sur la langue, cette dernière étant alors envisagée comme objet d'étude, et l'impact des utilisateurs, au travers de leurs productions langagières, sur les outils et ressources*

utilisés pour le traitement automatique des langues. Face aux différences culturelles d'une part et aux évolutions techniques et sociétales d'autre part, telles que l'apparition du français inclusif, le traitement automatique des langues est lui-même en constante évolution pour faire face à cette variabilité linguistique, représentative de la diversité individuelle. Nous avons constaté l'opportunité d'étudier les inférences pour de la fouille d'opinion en chinois en complément des mots porteurs d'opinion/sentiment/émotion. Les réseaux sociaux constituent une source de témoignages pertinente en pharmacovigilance pour la détection des effets secondaires ou du mésusage médicamenteux, ou encore en contexte pandémique. Alors que l'informatique permet désormais d'encoder davantage d'informations, notamment d'ordre statistique, et bien que des stéréotypes de genre aient été identifiés dans les modèles transformers actuels, les travaux combinant des informations morphosyntaxiques aux représentations vectorielles confirment la complémentarité des informations linguistiques dans plusieurs tâches classiques du TAL. Les prochains verrous scientifiques à lever viendront de l'imbrication désormais plus marquée de la multimodalité dans les productions langagières.

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://hal.science/tel-04217062>

Chuyuan LI : lisa27chuyuan@gmail.com

Titre : Détecter et prédire la structure du discours dans les dialogues face à la rareté des données

Mots-clés : analyse du discours, apprentissage automatique, dialogue, rareté des données, apprentissage auto supervisé.

Title: *Facing Data Scarcity in Dialogues for Discourse Structure Discovery and Prediction*

Keywords: *discourse analysis, machine learning, dialogue, data scarcity, self-supervised learning.*

Thèse de doctorat en informatique, LORIA, UMR 7503, Université de Lorraine, sous la direction de M. Maxime Amblard (Pr, Université de Lorraine, LORIA) et Mme Chloé Braud (CR, CNRS, IRIT). Thèse soutenue le 24/08/2023.

Jury : M. Maxime Amblard (Pr, Université de Lorraine, LORIA, codirecteur), Mme Chloé Braud (CR, CNRS, IRIT, codirectrice), M. Mathieu Constant (Pr, Université de Lorraine, ATILF, président), M. Benoît Crabbé (Pr, Université Paris Cité, rapporteur), Mme Junyi Li (*associate professor*, University of Texas, Austin, États-Unis, rapporteuse), Mme Chloé Clavel (Pr, Télécom-Paris, examinatrice), M. Giuseppe Carenini (Pr, University of British Columbia, Vancouver, Canada, examinateur).

Résumé : *A document is more than a random combination of sentences. It is, instead, a cohesive entity where sentences interact with each other to create a coherent struc-*

ture and convey specific communicative goals. The field of discourse examines the sentence organization within a document, aiming to reveal its underlying structural information. Discourse analysis plays a crucial role in Natural Language Processing (NLP) and has demonstrated its usefulness in various downstream applications like summarization and question answering. Existing research efforts have focused on automatically extracting discourse structures through tasks such as discourse relation identification and discourse parsing. However, these data-driven methods have predominantly been applied to monologue scenarios, leading to limited availability and generalizability of discourse parsers for dialogues. In this thesis, we address this challenging problem: discourse analysis in dialogues, which presents unique difficulties due to the scarcity of suitable annotated data.

We approach discourse analysis along two research lines: discourse feature discovery, and discourse structure prediction. In the first research line, we conduct experiments to investigate linguistic markers, both lexical and non-lexical, in text classification tasks. We are particularly interested in the context of mental disorder identification since it reflects a realistic scenario. To address the issue of data sparsity, we propose techniques for enhancing data representation and feature engineering. Our results demonstrate that non-lexical and discourse-level (even though shallow) features are reliable indicators in developing more general and robust classifiers. In the second research line, our objective is to directly predict the discourse structure of a given document. We adopt the Segmented Discourse Representation Theory (SDRT) framework, which represents a document as a graph. The task of extracting this graph-like structure using machine learning techniques is commonly known as discourse parsing. Taking inspiration from recent studies that investigate the inner workings of transformer-based models (“BERTology”), we leverage discourse information encoded in Pre-trained Language Models (PLMs) such as Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) and propose innovative extraction methods that require minimal supervision. Our discourse parsing approach involves two steps: first, we predict the discourse structure, and then we identify the relations within the structure. This two-stage process allows for a comprehensive analysis of the parser’s performance at each stage. Using self-supervised learning strategies, our parser achieves encouraging results for the full parsing. We conduct extensive analyses to

evaluate the parser's performance across different discourse structures and propose directions for future improvements.

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://theses.fr/s288507>

Carlos RAMISCH : carlos.ramisch@lis-lab.fr

Titre : Expressions polylexicales en traitement automatique des langues : sauter dans l'inconnu et faire la mise au point

Mots-clés : expressions polylexicales, traitement automatique des langues, compositionnalité, sémantique, PARSEME, corpus annotés, identification d'expressions.

Title: *Multiword Expressions in Computational Linguistics: Down the Rabbit Hole and Through the Looking Glass*

Keywords: *multiword expressions, computational linguistics, compositionality, semantics, PARSEME, annotated corpora, MWE identification.*

Habilitation à diriger des recherches en informatique, Laboratoire d'Informatique et Systèmes, LIS, UMR 7020, UFR Sciences, campus de Luminy, Aix Marseille Université, sous la direction de M. Alexis Nasr (Pr, Aix Marseille Université). Habilitation soutenue le 05/09/2023.

Jury : M. Alexis Nasr (Pr, Aix Marseille Université, directeur), M. Alain Polguère (Pr, Université de Lorraine, rapporteur et président), M. Leo Wanner (Pr, Universitat Pompeu Fabra, Barcelone, Espagne, rapporteur), M. Francis Bond (Pr, Palacký University Olomouc, République tchèque, rapporteur), Mme Agnès Tutin (Pr, Université de Grenoble Alpes, examinatrice).

Résumé : *Un des phénomènes les plus fascinants des langues humaines est la création et l'utilisation d'expressions idiomatiques qui défient toutes les règles de composition logique. Par exemple, en portugais brésilien, on peut exprimer un désaccord avec "nem aqui nem na China" (lit. "et-pas ici et-pas en-la Chine" : "absolument pas") ou "nem que a vaca tussa" (lit. "et-pas si la vache tousse" : "absolument jamais"). Les expressions idiomatiques de ce type sont des expressions polylexicales (EP) prototypiques, c'est-à-dire des interprétations idiosyncrasiques associées à des combinaisons de mots particulières.*

Beaucoup d'encre a coulé sur le traitement informatique des EP dans le TAL depuis le célèbre article de Sag et al. (2002)¹. Le présent manuscrit donne un aperçu de la recherche sur ce sujet, en mettant l'accent sur mes propres intérêts scientifiques. Je commence par un chapitre descriptif couvrant à la fois le phénomène linguistique

1. Ivan A. Sag, Timothy Baldwin, Francis Bond, Ann Copestake, Dan Flickinger. (2002). *Multiword Expressions: A Pain in the Neck for NLP*. DOI : [10.1007/3-540-45715-1_1](https://doi.org/10.1007/3-540-45715-1_1).

et son traitement informatique, motivant et illustrant les notions abstraites par des exemples pédagogiques.

Les deux chapitres suivants couvrent les tâches d'identification et de découverte automatique d'EP. Pour ces deux chapitres, je commence par passer en revue les ressources (jeux de données et corpus), notamment celles auxquelles j'ai contribué. Ensuite, je présente les modèles utilisés pour (a) prédire la compositionnalité des EP nominales en anglais, français et portugais, et (b) identifier les EP verbales en contexte, dans le cadre du projet PARSEME. Les deux chapitres détaillent les défis posés par l'évaluation de ces tâches et contiennent des résultats d'évaluation empiriques.

Enfin, je résume mes principales contributions et explore les pistes de recherche futures qui me semblent prometteuses. Celles-ci incluent la poursuite du travail sur les EP, l'induction de lexiques sémantiques, et le TAL orienté diversité. Plus qu'une synthèse, ce manuscrit contient des études originales de travaux connexes, contextualise, étend et articule mes contributions au domaine.

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://theses.hal.science/tel-04216223>

Aline ÉTIENNE : acm.etienne@gmail.com

Titre : Analyse automatique des émotions dans les textes : contributions théoriques et applicatives dans le cadre de l'étude de la complexité des textes pour enfants

Mots-clés : émotions, schéma d'annotation, apprentissage automatique, complexité linguistique, textes pour enfants.

Titre: *Automatic Emotion Analysis of Texts: Theoretical and Applicative Contributions to the Study of Complexity of Texts for Children*

Keywords: *emotions, annotation scheme, machine learning, linguistic complexity, texts for children.*

Thèse de doctorat en sciences du langage : traitement automatique des langues, MoDyCo, UMR 7114, département de sciences du langage, UFR PHILLIA, Université Paris Nanterre, sous la direction de Mme Delphine Battistelli (Pr, Université Paris Nanterre) et M. Gwénohé Lecorvé (chercheur, HDR, Orange). Thèse soutenue le 21/06/2023.

Jury : Mme Delphine Battistelli (Pr, Université Paris Nanterre, codirectrice), M. Gwénohé Lecorvé (chercheur, HDR, Orange, codirecteur), Mme Sophie Rosset (DR, Université Paris Saclay, présidente), Mme Núria Gala (Pr, Université d'Aix-Marseille, rapporteuse), M. Dominique Legallois (Pr, Université Paris 3 Sorbonne Nouvelle, rapporteur), Mme Nathalie Blanc (Pr, Université Montpellier 3 Paul-Valéry, examinatrice), Mme Anne Lacheret-Dujour (Pr, Université Paris Nanterre, examinatrice), Mme Iva Novakova (Pr, Université de Grenoble Alpes, examinatrice).

Résumé : *Notamment de par la diversité des moyens linguistiques employés pour les dénoter, les émotions exprimées dans un texte constituent un objet difficile à circonscrire. Leur étude, abordée ici dans le contexte de l'analyse de la complexité linguistique de textes jeunesse, pose alors de nombreux défis en linguistique comme en traitement automatique des langues (TAL). Cette thèse vise à déterminer comment explorer la dimension émotionnelle d'un texte de sorte à opérer une analyse qui rende compte de la diversité des marqueurs linguistiques des émotions (c'est-à-dire ne se limitant pas au lexique émotionnel), qui soit automatisable, et qui puisse contribuer à mettre au jour des éléments de complexité des textes. L'objectif est donc de proposer des outils théoriques opératoires pour l'analyse linguistique des émotions, mobilisables pour évaluer le caractère plus ou moins accessible — c'est-à-dire compréhensible — d'un texte pour un enfant. La méthodologie mise en œuvre pour cela repose sur la définition d'un schéma d'annotation des émotions, intégrant des notions pertinentes à la fois sur le plan linguistique, TAL et psycholinguistique pour caractériser la notion d'émotion. Son application manuelle sur un corpus de plus de 1500 textes a permis l'élaboration d'un corpus annoté en émotions, à partir duquel un outil d'analyse automatique des émotions dans les textes a été développé grâce aux techniques d'apprentissage automatique profond (modèle transformeur CamemBERT). Ce corpus annoté a aussi donné lieu à de nombreuses observations linguistiques aidant à mieux cerner le fonctionnement de l'expression des émotions.*

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://theses.hal.science/tel-04210908>

Laure SOULIER : laure.soulier@isir.upmc.fr

Titre : Modèles de langue neuronaux pour la génération fidèle de texte à partir de données structurées et la recherche d'information conversationnelle proactive

Mots-clés : modèles de langue neuronaux, génération data-to-text, information structurée, recherche d'information conversationnelle, compréhension de la requête, clarification de la requête, apprentissage continu.

Title: *Neural Language Models for Faithful Data-to-Text Generation and Proactive Conversational Search*

Keywords: *neural language models, data-to-text generation, structured information, conversational search, query understanding, query clarification, continual learning.*

Habilitation à diriger des recherches en informatique, ISIR, UMR 7222, UFR Ingénierie, Sorbonne Université. Habilitation soutenue le 20/03/2023.

Jury : M. Laurent Besacier (*principal scientist*, Naver Labs Europe, France, examinateur), M. Éric Gaussier (Pr, Université Grenoble Alpes, rapporteur), M. Fabio Crestani (Pr, Università della Svizzera italiana, Lugano, Suisse, examinateur), M. Evangelos Kanoulas (Pr, University of Amsterdam, Pays-Bas, rapporteur), Mme Marie-Francine

Moens (Pr, KU Leuven, Louvain, Belgique, rapporteuse), Mme Catherine Pelachaud (DR, CNRS, présidente).

Résumé : *Les grands modèles de langue sont désormais prédominants dans la plupart des travaux de recherche en traitement du langage naturel, en recherche d'information ou encore en vision par ordinateur. Ces modèles ont démontré de grandes capacités à capturer la sémantique des éléments et à générer des textes ou des images plausibles. Cependant, leur entraînement guidé par des probabilités et la détection de co-occurrences nuit parfois à la pertinence de leurs résultats. L'ambition de ce manuscrit est de discuter et de contribuer à trois enjeux majeurs sous-jacents aux modèles de langue neuronaux dans le cadre d'une tâche de génération de descriptions à partir de données structurées et de recherche d'information conversationnelle. Le premier défi se concentre sur la fidélité et la pertinence de la génération de texte, discutant la modélisation des différentes parties des architectures des modèles de langue (i.e., l'encodeur et le décodeur). La deuxième question de recherche porte sur la contextualisation des modèles de langue, et notamment sur la contextualisation des besoins en information pour la recherche conversationnelle. Enfin, nous étudions la capacité des modèles de langue à s'adapter continuellement aux nouvelles connaissances lorsqu'ils sont utilisés pour effectuer des tâches d'ordonnancement de documents. Nous concluons par une discussion sur les perspectives prometteuses de ces questions de recherche, et ouvrons également de nouvelles directions pour l'apprentissage automatique et la robotique.*

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://hal.science/tel-04040213>

Georgios ZERVAKIS : gonconist@gmail.com

Titre : Enrichir des modèles de langue de grande taille avec des lexiques sémantiques et des analogies

Mots-clés : lexiques sémantiques, analogies, BERT, modèles de langue de grande taille.

Titre : *Enriching Large Language Models with Semantic Lexicons and Analogies*

Keywords : *semantic lexicons, analogies, BERT, large language models.*

Thèse de doctorat en informatique, LORIA, UMR 7503, école doctorale IAEM, Université de Lorraine, sous la direction de M. Miguel Couceiro (Pr, Université de Lorraine), M. Emmanuel Vincent (DR, Inria Nancy – Grand Est) et M. Marc Schoenauer (DR, Inria Saclay – Île-de-France). Thèse soutenue le 08/03/2023.

Jury : M. Miguel Couceiro (Pr, Université de Lorraine, codirecteur), M. Emmanuel Vincent (DR, Inria Nancy – Grand Est, codirecteur), M. Marc Schoenauer (DR, Inria Saclay – Île-de-France, codirecteur), M. Salvatore Ruggieri (Pr, Università di Pisa,

Pise, Italie, rapporteur), M. Christian Müller (DR, DFKI, Allemagne, rapporteur), Mme Élixa Fromont (Pr, Université Rennes 1, examinatrice).

Résumé : *Les progrès récents de l'apprentissage profond et des réseaux de neurones ont permis d'aborder des tâches complexes de traitement du langage naturel, qui sont appliquées à une pléthore de problèmes réels allant des assistants intelligents dans les appareils mobiles à la prédiction du cancer. Néanmoins, les systèmes modernes basés sur ces approches présentent plusieurs limitations qui peuvent compromettre leurs performances et leur fiabilité, les rendre injustes envers les minorités ou exposer des données personnelles. Nous sommes convaincus que l'intégration de connaissances et de raisonnement symboliques dans le cadre de l'apprentissage profond est une étape nécessaire vers la résolution de ces limitations. Par exemple, les ressources lexicales peuvent enrichir les réseaux de neurones profonds avec des connaissances sémantiques ou syntaxiques, et les règles logiques peuvent fournir des mécanismes d'apprentissage et de raisonnement. Par conséquent, l'objectif de cette thèse est de développer et d'évaluer des moyens d'intégrer différents types de connaissances et de raisonnement symboliques dans un modèle de langage largement utilisé, le Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). Dans un premier temps, nous considérons le retrofitting, une technique simple et populaire pour raffiner les plongements lexicaux de mots grâce à des relations provenant d'un lexique sémantique. Nous présentons deux méthodes inspirées par cette technique pour incorporer ces connaissances dans des plongements contextuels de BERT. Nous évaluons ces méthodes sur trois jeux de données biomédicales pour l'extraction de relations et un jeu de données de critiques de films pour l'analyse des sentiments, et montrons qu'elles n'ont pas d'impact substantiel sur les performances pour ces tâches. En outre, nous effectuons une analyse qualitative afin de mieux comprendre ce résultat négatif. Dans un second temps, nous intégrons le raisonnement analogique à BERT afin d'améliorer ses performances sur la tâche de vérification du sens d'un mot, et de le rendre plus robuste. Pour cela, nous reformulons la vérification du sens d'un mot comme une tâche de détection d'analogie. Nous présentons un modèle hybride qui combine BERT pour encoder les données d'entrée en quadruplets et un classifieur neuronal convolutif pour décider s'ils constituent des analogies valides. Nous testons notre système sur un jeu de données de référence et montrons qu'il peut surpasser les approches existantes. Notre étude empirique montre l'importance de l'encodage d'entrée pour BERT, et comment cette dépendance est atténuée en intégrant les propriétés axiomatiques des analogies lors de l'apprentissage, tout en préservant les performances et en améliorant la robustesse.*

URL où le mémoire peut être téléchargé :

<https://www.theses.fr/2023LORR0039>
