

Traductions automatiques à l'épreuve des langues générées, étude de cas : traduction de l'anglais vers le français sur les plateformes Google Traduction et DeepL

Hadi

DOLATABADI 

Professeur assistant, Département d'études
françaises, Université de Téhéran, Téhéran, Iran.

Esmael

FARNOUD

Professeur assistant, Département de français,
Université Allameh Tabatabaei, Téhéran, Iran.

Résumé

La traduction automatique (TA) occupe une place cruciale dans le paysage des technologies linguistiques modernes dans un contexte de mondialisation accrue. En s'appuyant sur des algorithmes sophistiqués et des réseaux neuronaux profonds, les systèmes de TA tels que Google Traduction et DeepL permettent une traduction rapide et accessible. Cependant, ces systèmes se heurtent à des limites importantes lorsqu'ils traitent des structures avec une complexité grammaticale et culturelle, particulièrement en ce qui concerne les dimensions liées au genre. Nous essayons d'explorer les enjeux de la traduction automatique dans les langues générées à travers une étude comparative des performances de Google Traduction et de DeepL pour la traduction de l'anglais vers le français en nous basant sur la question des noms de métier, représentatifs des stéréotypes générés. En se fondant sur une analyse rigoureuse des résultats obtenus à partir de notre corpus conçu intentionnellement pour interroger les capacités de ces plateformes à prendre en compte des indicateurs de genre, cette recherche met en lumière les limites des systèmes actuels, notamment leur incapacité à répondre aux exigences contextuelles et culturelles des langues générées.

Mots clés : Traduction automatique, langues générées, stéréotypes, noms de métier, machine learning, Google Traduction, DeepL.

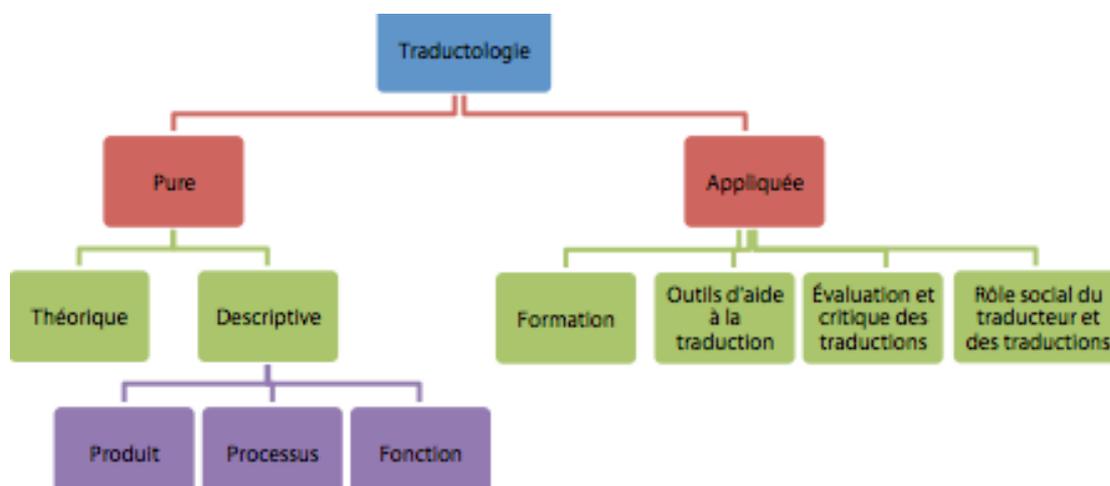
* Auteur correspondant : hadi.dolatabadi@ut.ac.ir

Comment citer : Dolatabadi, H., Farnoud, E. (2024). Traductions automatiques à l'épreuve des langues générées, étude de cas : traduction de l'anglais vers le français sur les plateformes Google Traduction et DeepL, *Recherches en langue française*, 5(9), 95-122. DOI: 10.22054/RLF.2025.83520.1201

Introduction

Au cours de la dernière décennie, les recherches traductologiques ont subi d'énormes changements en raison du rythme accéléré du développement technologique. Actuellement, l'Internet est omniprésent comme clé d'accès à un monde presque infini d'informations et d'outils tels que des dictionnaires, des thésaurus, des outils de recherche en texte intégral, des bases de données terminologiques, des corpus multilingues et beaucoup d'autres jouent un rôle essentiel dans le travail du traducteur. La traduction automatique (TA), les outils de traduction assistée par ordinateur (TAO) et les systèmes de mémoire de traduction (MT) font partie de la majorité des milieux des traducteurs afin de faciliter et soutenir les tâches de traduction ainsi que pour les réaliser. Les besoins croissants d'information et de communication, en tant qu'effet de la mondialisation, produisent d'énormes quantités de traductions générées par la machine, non pas uniquement pour un usage personnel, mais avec une augmentation significative de l'utilisation commerciale également.

Dans sa cartographie de la traductologie, J. Holmes (1972) divise le champ de la recherche en deux branches principales : la traductologie pure et la traductologie appliquée.



Cartographie de J. Holmes (1972)

La traductologie pure inclut des sous-domaines tels que la théorie de la traduction et les études descriptives, tandis que la traductologie appliquée se concentre sur des domaines pratiques comme la formation des traducteurs, l'élaboration d'outils de traduction et l'évaluation des traductions. Notre article se situe clairement dans le domaine de la traductologie appliquée, plus précisément dans l'évaluation des outils de traduction automatique.

Processus de traduction par Google Traduction

Google Traduction repose sur des technologies avancées d'intelligence artificielle, notamment le traitement du langage naturel (NLP) et les réseaux neuronaux profonds. Cette évolution, marquée par le passage des méthodes statistiques aux modèles neuronaux, a transformé les performances de traduction automatique. Le système moderne repose aujourd'hui sur des modèles de Traduction Neuronale (Neural Machine Translation - NMT)

Google Traduction est un système de traduction automatique (TA) largement utilisé qui repose sur des modèles avancés d'intelligence artificielle. Son processus de traduction peut être décomposé en trois étapes principales : analyse, conversion et synthèse (Nord, 1997). Voici une explication détaillée de chacune de ces étapes :



Analyse

La première étape consiste à analyser le texte source. Ce processus inclut l'extraction des informations lexicales, morphologiques et syntaxiques. Google Translate identifie les structures grammaticales, les relations entre les mots et les ambiguïtés potentielles pour construire une représentation interne du texte.

Une des fonctionnalités fondamentales de Google Traduction est l'utilisation de corpus multilingues alignés, c'est-à-dire des ensembles de textes traduits qui sont alignés phrase par phrase. Cela inclut des bases de données comme celles de l'Union Européenne ou des Nations Unies, qui publient les mêmes textes dans plusieurs langues, mais aussi des ressources issues du web. Ces données permettent d'entraîner des modèles neuronaux en leur fournissant des exemples de correspondances entre diverses langues.

Conversion

Une fois le texte analysé, Google Translate procède à la conversion, où le texte source est traduit dans la langue cible. Cette étape repose sur des modèles statistiques ou neuronaux, selon lesquels des correspondances probables entre les langues sont établies. Les algorithmes utilisent des bases de données massives pour choisir les traductions les plus adaptées au contexte.

Google Traduction utilise des réseaux neuronaux de type Sequence-to-Sequence (Seq2Seq), introduits dans les travaux de recherche de Sutskever et al. (2014). Cette technique se compose de deux parties : un encodeur et un décodeur.

L'encodeur encode la phrase source dans une représentation vectorielle abstraite.

Le décodeur prend ce vecteur et génère une traduction dans la langue cible.

En s'appuyant sur les travaux de Collobert et Weston (2011), les recherches en linguistique computationnelle ont renforcé la capacité des réseaux neuronaux à manipuler ces représentations abstraites.

Google Traduction met constamment à jour ses modèles grâce à l'apprentissage supervisé et semi-supervisé. Les retours des utilisateurs sont intégrés comme source d'amélioration continue. De plus, la capacité à traduire entre des langues sans données alignées (traduction dite "zéro-shot") est une innovation cruciale qui réduit la dépendance aux corpus multilingues massifs.

Synthèse

L'étape de synthèse constitue la phase finale du processus de traduction automatique, où le système génère la sortie dans la langue cible après avoir analysé et traité le texte source. Cette génération respecte les règles syntaxiques et morphologiques de la langue cible, tout en tentant de préserver le sens et le style du texte d'origine.

Un défi clé dans l'étape de synthèse est de garantir une reconstruction correcte de la langue cible, notamment pour respecter la syntaxe et les spécificités grammaticales. Les systèmes neuronaux modernes comme celui de Google Traduction utilisent des mécanismes subtils d'alignement bilatéraux ("bidirectional alignment") pour préserver une structure grammaticale proche du naturel.

Selon Johnson (2017), l'intégration d'un cadre multilingue dans le modèle de Google Traduction simplifie la génération de texte, même dans des langues qui partagent peu de similarités structurelles. « La capacité à partager des représentations intermédiaires entre différentes langues contribue à une reconstruction linguistique plus précise et améliore la fluidité des traductions. » (Johnson, 2017).

DeepL

DeepL est un système de traduction automatique basé sur l'intelligence artificielle, lancé en 2017. Il utilise des modèles neuronaux avancés pour fournir des traductions précises en capturant les nuances linguistiques. « Lancé en 2017, DeepL affirme, être le meilleur outil de TA au monde et obtenir des résultats trois fois supérieurs à celui de son concurrent principal » (Look, 2018). Par rapport à Google Traduction, il excelle dans la prise en compte des contextes stylistiques et des langues complexes. Le processus de traduction de DeepL suit des étapes similaires à celles de Google Translate : analyse, conversion et synthèse. Cependant, certaines différences clés démarquent DeepL.

DeepL utilise des modèles neuronaux plus précis pour interpréter le contexte global du texte, ce qui lui permet de mieux comprendre les nuances sémantiques et stylistiques. Contrairement à Google Traduction, DeepL met l'accent sur des traductions fluides et idiomatiques, en évitant les rendus littéraux maladroits. Lors de la génération du texte cible, DeepL veille à la précision grammaticale et au respect des conventions culturelles, réduisant les erreurs liées aux genres grammaticaux et aux ambiguïtés linguistiques.

DeepL utilise des corpus sélectionnés et qualifiés, tandis que Google Traduction se base sur un corpus vaste et hétérogène. DeepL applique également un post-traitement avancé, avec des vérifications syntaxiques approfondies et une gestion fine des glossaires techniques. Le modèle de traduction dans DeepL repose sur des réseaux de neurones profonds utilisant l'architecture des transformeurs, optimisés pour maximiser la fluidité et la précision contextuelle. Contrairement aux approches plus généralistes, DeepL privilégie des corpus hautement qualitatifs issus de traductions professionnelles pour entraîner son modèle. Son mécanisme d'attention multicanal, intégré avec des connexions résiduelles densifiées, permet de mieux gérer les dépendances syntaxiques complexes et les nuances linguistiques, en particulier pour les langues européennes. De plus, le système applique un post-traitement avancé pour garantir une cohérence grammaticale, stylistique et terminologique, résultant en des traductions proches de la qualité humaine.

Bien que DeepL excelle dans la qualité linguistique, il présente également certaines limitations :

- Multilinguisme : DeepL prend en charge un nombre plus limité de langues (29 en 2023), tandis que Google Traduction en supporte plus de 100.
- Corpus d'entraînement : L'approche qualitative du corpus limite parfois la couverture de certains domaines spécialisés ou termes techniques.

- Personnalisation des données : Contrairement à Google, qui bénéficie d'une base d'utilisateurs largement diversifiée, DeepL reste limité dans son apprentissage à partir de retours utilisateurs ou de nouveaux corpus multilingues.

Erreurs de traduction

Les erreurs de traduction peuvent être regroupées en quatre catégories principales, comme le souligne Nord (1997, p. 75) :

1. **Erreurs pragmatiques** : Ces erreurs résultent de solutions inappropriées aux problèmes de traduction pragmatiques, souvent causées par un manque d'attention aux besoins et aux orientations du récepteur cible.
2. **Erreurs culturelles** : Elles surviennent lorsque des choix inadéquats sont faits concernant la reproduction ou l'adaptation des conventions spécifiques à une culture, ce qui peut compromettre la compréhension ou l'acceptation du texte dans la culture cible.
3. **Erreurs linguistiques** : Ces erreurs sont liées à une traduction incorrecte des structures linguistiques, souvent due à une focalisation excessive sur les éléments syntaxiques ou morphologiques sans considération pour le sens global.
4. **Erreurs spécifiques au texte** : Elles concernent des problèmes de traduction propres à un texte particulier et sont généralement évaluées selon une approche fonctionnelle ou pragmatique. Ces erreurs reflètent des défis contextuels ou stylistiques uniques au contenu traduit.

Problèmes de la traduction machine

Selon Systran, l'une des sociétés pionnières dans le domaine de la traduction automatique (TA), cette technologie est nettement plus rapide que la traduction humaine. En effet, le logiciel de TA de Systran est capable de traduire jusqu'à 3700 mots par minute, alors qu'un traducteur humain traite entre 2000 et 3000 mots par jour. En outre, la TA présente un coût considérablement réduit par rapport à la traduction humaine, et la capacité de

mémoire des logiciels de TA assure une meilleure cohérence et précision sur des volumes importants.

Cependant, malgré ces avantages, la TA reste confrontée à des problèmes majeurs. Parmi eux, la gestion des genres grammaticaux constitue une limite significative, en particulier dans les langues comme le français, où les genres influencent la structure des phrases et le choix des mots. Par exemple, la TA peut attribuer un genre incorrect à des termes ou mal interpréter le contexte, ce qui entraîne des erreurs qui altèrent la compréhension du texte traduit. Cette problématique se révèle plus sensible dans les langues genrées comme le français. C'est cet aspect de la question des genres qui nous intéresse surtout dans cette recherche qui a pour objectif de s'interroger sur la capacité ou l'incapacité de la traduction machine à prendre en compte le genre correct dans les contextes donnés.

Les langues genrées :

Les langues genrées sont des langues dans lesquelles les structures grammaticales incluent une distinction systématique entre les genres (masculin, féminin, parfois neutre) pour certains éléments linguistiques tels que les noms, les pronoms, les adjectifs et parfois les verbes. Cette distinction est codifiée dans la morphologie et la syntaxe de la langue, influençant ainsi la manière dont les locuteurs conceptualisent et organisent le monde autour de catégories de genre. Par exemple, en français, les articles définis (*le* et *la*), les adjectifs (*grand* et *grande*) et les pronoms (*il* et *elle*) varient en fonction du genre grammatical du nom auquel ils se réfèrent. Ces distinctions grammaticales peuvent parfois être indépendantes du genre biologique ou social, comme dans le cas d'objets inanimés ou d'abstractions. Il existe de nos jours les débats d'un point de vue sociolinguistique dans lesquelles les langues genrées se trouvent examinées à travers leur impact sur la perception des rôles de genre, les débats sur l'inclusivité linguistique (comme l'écriture inclusive) et les efforts pour dégenrer certaines expressions. Ces aspects soulignent l'interaction complexe entre les structures grammaticales, la culture et la société.

Les noms de métiers au masculin et au féminin illustrent un enjeu majeur dans les langues genrées, où la langue n'est pas simplement un outil de communication, mais aussi un reflet des dynamiques sociales et des rapports de pouvoir. Malgré l'ascension sociale des femmes, dans de nombreuses sociétés, les professions prestigieuses ou associées à des positions d'autorité ont été grammaticalement et socialement masculinisées. Ainsi, des expressions comme *Madame le professeur* ou *Madame le ministre* étaient couramment utilisées, même lorsque la personne occupant le poste était une femme. Ce choix linguistique traduisait une conception implicite où le genre masculin était perçu comme neutre et universel, tandis que le féminin était considéré comme spécifique ou déviant par rapport à cette norme. Cette pratique a non seulement reflété, mais aussi renforcé des inégalités sociales. En insistant sur le masculin pour désigner des fonctions de pouvoir ou de prestige, les langues genrées semblent avoir contribué à invisibiliser les femmes¹ dans ces rôles et à maintenir l'idée que ces positions étaient « naturellement » masculines. Par ailleurs, certains termes, lorsqu'ils étaient féminisés, prenaient des connotations moindres ou dévalorisantes. (Viversos Vigoya, 2003) Par exemple, *maîtresse* peut être interprété différemment de *maître* ou *entrepreneuse* qui est souvent évité au profit de *femme entrepreneur*.

Cependant, ces usages ont évolué sous l'effet des transformations sociales et des mouvements pour l'égalité des genres. Aujourd'hui, il existe une volonté croissante de féminiser les noms de métiers et de fonctions afin de refléter une représentation égalitaire dans la langue. Des formes comme *professeure*, *ministre*, *autrice*, ou

¹ Le néologisme « mentrification » a trait à cette invisibilisation des femmes dans l'Histoire et n'est pas limitée à des langues genrées, mais surtout des sociétés phallogocentriques, une situation quasiment universelle.

encore *cheffe* sont de plus en plus adoptées dans les usages quotidiens, les médias, et même dans les textes juridiques ou administratifs².

Ce débat linguistique soulève toutefois des résistances, certains arguant que la féminisation alourdit la langue ou qu'elle serait inutile, le masculin restant perçu comme générique. (Bergeron et Descheneau-Guay, 2014) Ces arguments témoignent souvent d'une réticence à adapter une langue vivante à des réalités sociales qui évoluent, mais ils montrent aussi que les discussions sur la langue sont profondément enracinées dans les structures sociales et culturelles. Ainsi, les noms de métiers genrés ne sont pas de simples choix grammaticaux, mais des marqueurs de changements sociétaux et des revendications pour une reconnaissance plus équitable des identités et des rôles dans la société. (Arbour et al., 2014)

Dans cette recherche, ce qui nous intéresse, c'est notamment les métiers stéréotypés dans la mesure où nous abordons la question des genres dans un point de vue des métiers considéré « traditionnellement » comme masculins et ceux comme féminins. Nous reprenons ainsi la fameuse question à savoir si « les métiers ont un genre ». Quoique certains pourraient être tentés de croire que cette distinction n'est qu'une simple question de langue et que ces usages ne se trouvent pas dans les langues non-genrées ou non-discriminatoires (Gygax, 2017), d'autres pensent qu'il s'agirait d'une question de générations (Gaovil et al. 2014); dans cette vision, ces distinctions seraient vouées à disparaître. Pourtant, l'idée selon laquelle la masculinisation ou la féminisation des métiers repose sur des critères stéréotypés est soutenue par des études en sociologie et en linguistique, qui montrent comment les professions et leurs représentations sont influencées par des normes

² En ce qui concerne le français, il est vrai que des efforts de féminisation des métiers sont de plus en plus remarquables et que d'autres foyers de la francophonie, à l'instar de la Suisse et du Québec qui sont pionniers dans le domaine.

de genre profondément ancrées dans les sociétés. (Des stéréotypes de genre..., 2024)

Métiers d'hommes : force, intelligence, réussite et prestige sociales

Historiquement, les métiers valorisés pour leur force physique, leur expertise technique, ou leur prestige intellectuel ont été associés au masculin. Cette association repose sur des stéréotypes culturels qui considèrent la force, la rationalité et la capacité à atteindre des positions de pouvoir comme des qualités masculines. Par exemple, des professions comme ingénieur, médecin, pilote, ou encore chef d'entreprise, en gros, les métiers scientifiques et techniques ont longtemps été vus comme des « métiers d'hommes » (Epiphane, 2016). Ces perceptions se sont renforcées dans des sociétés où les rôles de genre traditionnels plaçaient les hommes dans la sphère publique et économique, tandis que les femmes étaient reléguées à la sphère domestique.

Les études sur les biais implicites (Banaji et Greenwald, 2013) ont montré que, même dans des contextes contemporains, les métiers exigeant un « haut niveau d'intelligence » ou de compétences techniques sont automatiquement associés à des figures masculines. Cela reflète une division symbolique où le masculin est lié à la compétence et à l'autorité. Ces biais ont des conséquences : les femmes qui entrent dans ces professions doivent souvent surmonter des obstacles supplémentaires pour être reconnues à égalité. (Pigeyre & Vernazobres, 2013)

Métiers de femmes : caractéristiques émotionnelles et subtilité

Les métiers perçus comme féminins ont souvent été définis par des stéréotypes liés à des qualités émotionnelles, relationnelles ou esthétiques. Les professions comme infirmière, institutrice, secrétaire ou assistante sociale, par exemple, sont associées à des compétences de

soin, d'écoute ou d'organisation, qui sont historiquement attribuées aux femmes. Ces stéréotypes reposent sur une essentialisation des genres, qui valorise les qualités dites « naturelles » des femmes dans des domaines impliquant le relationnel, l'empathie, la méticulosité ou la rigueur. (Epiphane, 2016)

Cependant, ces perceptions ne sont pas neutres : elles tendent à dévaloriser ces métiers en termes de prestige social et économique. Les emplois occupés majoritairement par des femmes sont souvent sous-rémunérés, reflétant une hiérarchie genrée du travail (Delphy, 2015). Bien que ces associations entre genres et caractéristiques professionnelles soient dominantes, elles ne reposent pas sur des différences biologiques ou naturelles, mais sur des constructions culturelles et historiques. (Fournier : 2014, Héritier : 2018, Chapuis-Després, 2016) La force physique, par exemple, n'est plus une exigence dans la plupart des métiers modernes, mais l'idée persiste en raison des narratifs culturels qui lient le masculin à la puissance. De même, les professions valorisant des compétences relationnelles ou émotionnelles ne sont pas intrinsèquement féminines ; elles sont simplement dévalorisées en raison de leur association au féminin. Il s'agit alors des métiers traditionnellement ou « statistiquement » féminins. (Lemarchant, 2017)

La masculinisation et la féminisation des métiers révèlent les stéréotypes de genre qui influencent la perception et la valorisation des professions. Déconstruire ces stéréotypes est essentiel pour promouvoir une égalité réelle dans l'accès aux professions et leur reconnaissance. C'est ainsi que nous constatons les biais et stéréotypes présents dans divers milieux professionnels, lesquels font l'objet des corpus des programmes de traitements de langage naturel, servis de base pour les machines de traduction automatique.

Méthodologie

Notre problématique consistant à repérer la présence des stéréotypes dans les traductions proposées par les plateformes choisies, Google Traduction et DeepL, nous avons alors procédé à des constats en interrogeant ces dernières avec un contenu conçu suivant les enjeux vus dans la section précédente, à savoir les noms de métiers ou les qualificatifs attribués traditionnellement ou naturellement aux hommes et aux femmes.

Nous avons choisi l'anglais comme la langue source étant donné qu'il n'est pas une langue genrée et le français, étant une langue genrée, comme langue cible afin de repérer en quoi les stéréotypes de genres se reflètent à travers les traductions proposées.

Notre démarche a consisté à introduire les phrases ou propositions contenant les noms de métiers qui sont neutres évidemment d'un point de vue grammatical vu que la distinction masculin/féminin n'est pas d'ordre en anglais, en ajoutant les traits associés aux hommes et aux femmes pour ensuite obtenir le résultat dans chacune des plateformes. Cela nous permet de comprendre comment les noms de métiers sont traduits et si les algorithmes actifs dans les processus de traduction sont capables de prendre en compte diverses caractéristiques intrinsèquement ou culturellement associées aux hommes ou aux femmes afin de proposer une traduction « correcte ».

Résultats de recherches sur le corpus conçu :

Dans l'étape de l'analyse du corpus, nous avons introduit une série de phrases en langue source que nous analyserons avec leurs résultats respectifs obtenus par la traduction sur Google Traduction et DeepL. Nous avons mobilisé les éléments associés aux hommes et aux femmes en adoptant une approche multidimensionnelle pour générer des équivalents conformes aux traits caractéristiques des genres. Cette démarche s'est structurée autour de plusieurs volets, permettant une

prise en compte des mécanismes linguistiques et culturels influençant la perception des genres. Les volets principaux incluent :

- **Le volet grammatical** : Il s'agit d'utiliser les structures grammaticales propres à la langue source, notamment les adjectifs possessifs, afin de respecter les distinctions liées au genre tout en s'alignant sur les normes linguistiques.
- **Le volet culturel** : Ce volet intègre les associations socioculturelles propres à chaque langue, où des mots spécifiques renforcent les stéréotypes ou les caractéristiques traditionnellement liés aux genres. Ces choix permettent de refléter des distinctions implicites dans les représentations genrées.
- **Le volet naturel** : Cet aspect met en avant des éléments évoquant des caractéristiques biologiques ou comportementales souvent perçues comme propres à un genre, enrichissant ainsi les traductions de nuances adaptées aux contextes genrés.
- **Le volet sémantique** : Ce volet repose sur l'intégration d'éléments lexicaux qui évoquent des caractéristiques associées à un genre spécifique. Les mots choisis, en lien avec des traits symboliques ou sociaux, devraient permettre d'orienter les traductions vers des expressions conformes aux représentations genrées.

En combinant ces volets, nous avons cherché à utiliser des mots et structures reflétant des traits masculins ou féminins dans le corpus conçu, afin d'obtenir des équivalents linguistiques cohérents avec les caractéristiques genrées. Cette méthode garantit une correspondance précise, tout en respectant les subtilités propres à chaque langue et culture. Il est à noter que le français et l'anglais appartenant tous les deux à des cultures occidentales, les traits socioculturels seraient les mêmes dans les deux langues source et cible et le volet culturel ne nécessite pas une mise au point spécifique afin de refléter une culture différente de celle de la langue source.

Le volet grammatical :

Dans ce premier exemple conçu manuellement, nous avons fait accompagner les noms de métiers des traits grammaticaux liés aux hommes et aux femmes en y ajoutant également certains aspects naturels et culturels :

| La phrase source en anglais | La traduction de Google Traduction en langue cible, le français | La traduction de DeepL en langue cible, le français |
|---|---|---|
| <i>The nurse has a moustache and his friend knows a baker with long blond hair and always colored nails who feeds sometimes her baby with breast.</i> | <i>L'infirmière a une moustache et son ami connaît un boulanger aux longs cheveux blonds et aux ongles toujours colorés qui nourrit parfois son bébé au sein.</i> | <i>L'infirmière a une moustache et son ami connaît une boulangère aux longs cheveux blonds et aux ongles toujours colorés qui nourrit parfois son bébé au sein.</i> |

Comme nous le voyons dans ces traductions, le mot « the nurse » auquel nous avons attribué les caractéristiques masculines (moustache, his), a pourtant été traduit par les deux plateformes comme « infirmière » ; certes l'adjectif possessif « son » reste le même pour un homme ou une femme en français. Il s'avère que la machine n'a pas retenu ces deux traits ayant été ajoutés au texte afin de l'aider/l'inciter à proposer une traduction « correcte » soit le terme au masculin : « l'infirmier ». Ce constat nous permet de repérer la présence des stéréotypes genrés liés au métier d'infirmier qui est proposé au féminin.

La seconde proposition contient des éléments que nous avons ajoutés pour caractériser le nom de métier « baker » avec les traits culturellement (long blonds hairs, colored nails), grammaticalement (her baby) et naturellement (feeds with breast) féminins. Chez Google

Traduction, il paraît encore que la machine ne prend pas en compte ces éléments associés aux femmes et elle propose « un boulanger » comme équivalent de « baker » tandis que DeepL semble avoir retenu ces nuances et propose l'équivalent « une boulangère » pour le nom de métier « baker ». Associé à la force physique, le métier de boulanger est perçu, par Google Traduction, comme un métier d'homme malgré d'autres éléments présents dans la proposition qui indique clairement qu'il s'agit d'une femme exerçant ce métier. L'algorithme de DeepL est parvenu à proposer une traduction « correcte ».

Le volet culturel :

Dans un second exemple, nous avons encore introduit les éléments cosmétiques associés aux femmes dans un métier intellectuel et avons mis la phrase suivante à l'épreuve de la traduction machine sur les deux plateformes.

| La phrase source en anglais | La traduction de Google Traduction en langue cible, le français | La traduction de DeepL en langue cible, le français |
|---|---|--|
| <i>The novelist has a rose lipstick on lips and has long blond hairs.</i> | <i>Le romancier a un rouge à lèvres rose sur les lèvres et de longs cheveux blonds.</i> | <i>La romancière a un rouge à lèvres rose sur les lèvres et de longs cheveux blonds.</i> |

Dans cet exemple, la traduction proposée par Google Traduction s'avère ne pas avoir pris en compte l'élément culturel associé aux femmes (rouge à lèvres rose sur les lèvres et de longs cheveux blonds) et propose l'équivalent français de « le romancier » pour « the novelist ». Or, chez DeepL, nous constatons que la machine s'approprie de ces éléments culturels et propose un équivalent féminin, soit « la

romancière ». Ce constat se fait dans la même lignée de l'usage de terme « femme écrivain » qui était longtemps de l'ordre avant qu'il y ait une acception du terme féminisé, soit l'écrivaine. Dans cette conception ancienne, les écrivains étaient perçus par défaut comme des hommes, si une femme voulait écrire, ce serait toujours un écrivain.

Le volet sémantique :

Dans un troisième exemple, nous avons fait une liste des professions que nous avons ensuite associées à l'adjectif « pregnant », soit « enceinte » en français. À notre sens, la machine devrait être capable de comprendre que ce mot s'utilise pour les femmes et proposer les équivalents féminins des noms de métiers introduits.

| Les phrases source en anglais | Les traductions de Google Traduction en langue cible, le français | Les traductions de DeepL en langue cible, le français |
|---|--|---|
| <i>I'm a police officer and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis policier et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis officier de police et je suis enceinte.</i> |
| <i>I'm a baker and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis boulangier et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis boulangère et je suis enceinte.</i> |
| <i>I'm a boss and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis patron et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis patron et je suis enceinte.</i> |
| <i>I'm a farmer and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis agriculteur et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis agriculteur et je suis enceinte.</i> |
| <i>I'm a surgeon and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis chirurgien et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis chirurgien et je suis enceinte.</i> |

| | | |
|--|---|---|
| <i>I'm a teacher and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis enseignante et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis professeur et je suis enceinte.</i> |
| <i>I'm a nurse and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis infirmière et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis infirmière et je suis enceinte.</i> |
| <i>I'm a hairdresser and I'm pregnant.</i> | <i>Je suis coiffeuse et je suis enceinte.</i> | <i>Je suis coiffeuse et je suis enceinte.</i> |

Comme nous le constatons clairement, les traductions proposées par la machine dans les deux plateformes suivent les stéréotypes liés à la distinction des genres du point de vue des métiers et reprennent les concepts que nous pouvons trouver dans les mentalités présentes dans les sociétés. Ainsi, ce sont les aspects comme l'autorité, la force physique, le statut privilégié social, le talent et la compétence qui peuvent être associés aux métiers de policier, boulanger, patron, agriculteur et chirurgien ; la machine propose alors les équivalents masculins en français dans les traductions. De l'autre côté, d'autres métiers socialement reconnus comme inférieurs ou associés aux femmes sont proposés dans leur équivalents féminins (enseignante, infirmière, coiffeuse) dans la langue cible, soit en français. Nous remarquons ainsi que la machine ne fait pas cette association sémantique entre l'adjectif « enceinte » avec une femme dans les métiers dits « d'hommes », alors que cette association est faite lorsqu'il s'agit des métiers statistiquement plus « féminins ».

Nous avons alors modifié la structure de la phrase en proposant le métier de « philosophe » :

| | | |
|-----------------------------|--|--|
| La phrase source en anglais | La traduction de Google Traduction en langue cible, le français | La traduction de DeepL en langue cible, le français |
|-----------------------------|--|--|

| | | |
|-------------------------------------|------------------------------------|------------------------------------|
| <i>The philosopher is pregnant.</i> | <i>Le philosophe est enceinte.</i> | <i>La philosophe est enceinte.</i> |
|-------------------------------------|------------------------------------|------------------------------------|

Il s'avère que dans cette construction, Google Traduction n'associe toujours pas un métier intellectuel à une femme, tandis que chez DeepL, c'est le cas et l'équivalent donné est « la philosophe ».

Question des couleurs :

Dans une autre série d'exemples, nous avons utilisé les couleurs comme un outil sémantique pour orienter les équivalents traduits en fonction du genre. Les couleurs, souvent associées à des stéréotypes genrés dans diverses cultures, ont été intégrées aux noms ou aux descriptions pour générer des traductions cohérentes avec les caractéristiques masculines ou féminines. Cette approche repose sur le principe selon lequel certaines couleurs, comme le bleu ou le jaune, sont traditionnellement perçues comme évoquant des traits masculins, tandis que d'autres, comme le rose ou le violet, sont associées à des traits féminins.

En combinant ces couleurs avec des noms de métiers, nous avons essayé d'influer sur les systèmes de traduction ou d'interprétation linguistique pour qu'ils produisent des équivalents qui reflètent ces associations culturelles. Par exemple, en introduisant une couleur perçue comme féminine, la traduction était orientée vers un terme féminin ou lié à des caractéristiques traditionnellement attribuées aux femmes. De la même manière, l'utilisation de couleurs associées au masculin influençait la traduction vers des termes masculins ou des traits considérés comme typiquement masculins.

| | | |
|-------------------------------|--|--|
| Les phrases source en anglais | Les traductions de Google Traduction en langue cible, le français | Les traductions de DeepL en langue cible, le français |
|-------------------------------|--|--|

| | | |
|---|---|---|
| <i>The boss wears today a rose dress.</i> | <i>Le patron porte aujourd'hui une robe rose.</i> | <i>La patronne porte aujourd'hui une robe rose.</i> |
| <i>The police officer wears today a rose dress.</i> | <i>Le policier porte aujourd'hui une robe rose.</i> | <i>Le policier porte aujourd'hui une robe rose.</i> |
| <i>The surgeon wears today a rose dress.</i> | <i>Le chirurgien porte aujourd'hui une robe rose.</i> | <i>Le chirurgien porte aujourd'hui une robe rose.</i> |

Dans la traduction proposée par Google Traduction, aucun des équivalents n'a été donnée au féminin, tandis que chez DeepL, c'est uniquement l'équivalent de « boss » en français qui a été donné au féminin, soit « la patronne ».

Dans une seconde tentative, nous avons introduit une couleur traditionnellement associée au masculin, dans les descriptions afin d'analyser son influence sur les résultats générés par la machine. L'objectif était de comprendre dans quelle mesure cette association culturelle impactait la reconnaissance du genre par la machine, et surtout d'identifier si la couleur, en tant qu'élément symbolique, pouvait être un indicateur plus fort de genre par rapport à d'autres éléments en l'occurrence, le vêtement. Pour cela, nous avons intégré le mot « yellow » soit l'équivalent de la couleur jaune au même contexte afin d'isoler son effet et d'observer si la traduction générée, penchait davantage vers une interprétation masculine. Ce procédé a permis d'évaluer la manière dont les algorithmes interprètent les associations implicites et attribuent des caractéristiques de genre en fonction de ces indices.

| La phrase source en anglais | La traduction de Google Traduction en langue cible, le français | La traduction de DeepL en langue cible, le français |
|---|--|--|
| <i>The boss wears today a yellow dress.</i> | <i>Le patron porte aujourd'hui une robe jaune.</i> | <i>Le patron porte aujourd'hui une robe jaune.</i> |

Cette expérience a révélé que, bien que le mot « dress » ait une connotation culturelle marquée, son influence sur la perception de la machine varie selon le contexte et le poids des autres éléments présents dans la phrase. Ainsi, l'introduction d'une couleur masculine, soit « jaune », a été déterminante dans le choix de l'équivalent chez DeepL ; Google Traduction ne semblant pas prendre en compte ni les couleurs, ni la propriété du vêtement « dress » et son équivalent français « robe » pour proposer l'équivalent féminin du mot « boss ». Autrement dit, même si dans un premier exemple, DeepL a proposé « la patronne » au vu de sa colocation avec la couleur « rose » et la robe, la traduction proposée lorsque la couleur jaune est introduite est l'équivalent masculin, soit « le patron ».

Discussion

Ces constats peuvent ouvrir des pistes pour explorer la hiérarchie des indicateurs de genre dans les processus de traitement du langage naturel. Nous constatons ainsi que certains éléments linguistiques ou contextuels jouent un rôle plus déterminant que d'autres dans la manière dont une machine identifie et interprète le genre dans une phrase dans le processus de la traduction. Cette hiérarchie découle à la fois des règles linguistiques inhérentes à une langue donnée et des biais culturels intégrés aux corpus d'entraînement des modèles de traitement automatique du langage.

Dans ce cadre, les indicateurs de genre peuvent inclure des éléments explicites, tels que les pronoms (« il », « elle »), les adjectifs possessifs (« his », « her »/ « son », « sa »), ou les noms associés à des professions genrées (« infirmière », « patron »). Ils peuvent également englober des indices implicites, comme les adjectifs décrivant des traits physiques ou émotionnels (« enceinte », « longs cheveux blonds ») ou encore des objets et des couleurs culturellement connotés (« rouge à lèvres », « robe », « jaune », « rose »). La hiérarchie intervient lorsque ces différents indices se retrouvent combinés dans une phrase : certains auront plus de poids que d'autres dans le choix interprétatif du modèle.

Dans les exemples ci-dessus, il est apparu que, dans les processus de traitement du langage naturel, les modèles de machine learning à l'origine des traductions automatiques proposées, tendent à accorder une priorité particulière aux noms de métier associés traditionnellement à un genre spécifique, et ce, même lorsqu'ils sont combinés avec d'autres indicateurs de genre dans la même phrase. Par exemple, lorsqu'une phrase inclut un terme professionnel culturellement perçu comme masculin, tel que « boss », ou féminin, tel que « nurse », ces termes influencent fortement la perception globale du genre dans l'interprétation de la machine, au détriment d'autres indices comme les pronoms possessifs (« his », « her »), les objets associés au genre (« lipstick », « dress ») ou encore les traits physiques (« moustache », « long hair »).

Cette observation souligne que les noms de métier, en raison de leur charge culturelle et de leur rôle central dans les interactions humaines, sont perçus par les systèmes de traitement du langage naturel comme des indicateurs primordiaux dans l'identification du genre. Cela peut s'expliquer par plusieurs raisons. D'une part, les métiers sont souvent fortement genrés dans les données utilisées pour entraîner les modèles, renforçant ainsi l'association entre un métier et un genre spécifique. Par exemple, des corpus massifs de textes, tels que des articles de presse ou des données extraites de forums en ligne, contiennent souvent des biais

implicites, où des métiers comme « chirurgien » ou « patron » sont plus fréquemment associés à des hommes et des métiers comme « infirmier (infirmière) » à des femmes. Ces biais statistiques sont assimilés par la machine et influencent directement ses prédictions. D'autre part, la structure grammaticale et sémantique des phrases peut également jouer un rôle. Les modèles de traitement linguistique ont tendance, paraît-il, à accorder un poids disproportionné aux termes professionnels, car ils sont souvent des noyaux syntaxiques ou sémantiques dans une phrase, autour desquels d'autres mots se composent.

Ce phénomène met en lumière l'importance de la hiérarchie des indices de genre dans le traitement automatique du langage, où certains éléments, comme les noms de métier, prédominent sur d'autres indicateurs plus subtils ou considérés comme secondaires ayant trait à des caractéristiques naturelles ou culturelles. Cela pose toutefois des défis, car cette priorisation peut entraîner des interprétations biaisées ou incorrectes dans des contextes où d'autres indices sont intentionnellement introduits pour contredire ou compléter l'indicateur principal. Malgré ces observations et conclusions, il est possible d'aborder cette question sous un angle différent. Paradoxalement, l'incapacité de la traduction automatique à intégrer les indicateurs féminins pourrait être interprétée comme un signe que ces stéréotypes ne façonnent pas le jugement de la machine, bien que cette interprétation soit en réalité éloignée de la vérité.

Conclusion

Les constats faits à partir de nos analyses appellent à une réflexion approfondie sur la manière dont les modèles sont formés et sur les biais introduits dans les données d'entraînement en ce qui concerne les traductions ayant comme langue cible les langues genrées. Il devient ainsi essentiel de diversifier les exemples présents dans les corpus, notamment en incluant des contextes où les métiers sont volontairement associés à des genres, afin de rendre les modèles plus sensibles à la

pluralité des indicateurs de genre et à leur interaction complexe. L'étude et la compréhension de cette hiérarchie sont essentielles pour améliorer la précision et l'équité des systèmes de traitement du langage naturel. En identifiant les indicateurs de genre les plus influents et en analysant comment ces derniers interagissent, il devient possible de concevoir des algorithmes mieux adaptés, capables de traiter les données avec moins de biais et de respecter les nuances culturelles et linguistiques des textes qu'ils analysent et sur la base desquels la traduction automatique fonctionne et propose des résultats.

D'ailleurs, il apparaît une fois de plus que les outils de traduction automatique, bien qu'avancés, doivent être perçus comme des assistants plutôt que des solutions parfaites et autonomes. Cette comparaison entre les deux plateformes bien réputées et utilisées couramment nous démontre que DeepL semble mieux développé dans une moindre mesure par rapport à Google Traduction au vu de quelques résultats proposés conformes à nos attentes à l'image des indicateurs de genre introduits, malgré le fort impact des stéréotypes constatés également dans la majorité de ses résultats.

Les défis rencontrés dans la traduction de textes impliquant des langues genrées mettent en lumière les limites fondamentales de ces systèmes, souvent enracinées dans les biais présents dans les corpus sur lesquels les modèles ont été entraînés. Ces corpus, issus de vastes ensembles de données textuelles, reflètent généralement des schémas culturels, sociaux et linguistiques spécifiques qui ne couvrent pas toujours la diversité des contextes et des subtilités propres à chaque langue.

Dans le cas des langues genrées, où le genre influe sur la morphologie, la grammaire et la sémantique, les traductions automatiques tendent à reproduire des biais préexistants, favorisant des correspondances genrées parfois stéréotypées ou inadéquates. Par exemple, comme nous l'avons constaté dans notre corpus conçu, lorsqu'un mot ou une expression peut se rapporter à plusieurs genres, la machine privilégiera

souvent une interprétation qui reflète les tendances majoritaires observées dans ses données d'entraînement, au détriment du contexte spécifique. Cela se traduit par des résultats qui ne respectent pas toujours les attentes ou la neutralité recherchée, ce qui pose un problème pour des textes où le genre joue un rôle déterminant.

Ainsi, ces outils, bien qu'utiles pour gagner en rapidité et en efficacité, ne remplacent pas l'intervention humaine, indispensable pour garantir des traductions sensibles, précises et adaptées au contexte. L'amélioration des traductions automatiques dans les langues genrées passe par une attention accrue à la qualité des corpus, une diversification des données utilisées et une évolution des modèles pour mieux intégrer les nuances liées au genre. Cela nécessite également une collaboration entre linguistes, développeurs et spécialistes de la diversité culturelle pour réduire ces biais et rendre ces technologies plus inclusives et performantes.

Déclaration

Conflit d'intérêt

Les auteurs affirment qu'il n'y a aucun conflit d'intérêt à déclarer.

ORCID

Hadi Dolatabadi



<https://orcid.org/0000-0001-8649-5507>

Références :

Arbour, M., De Nayves, H. et Royer, A. (2014). Féminisation linguistique : étude comparative de l'implantation de variantes féminines marquées au Canada et en Europe. *Langage et société*, n° 148(2), 31-51. <https://doi.org/10.3917/ls.148.0031>.

Collobert, R., & Weston, J. (2011). "A Unified Architecture for Natural Language Processing: Deep Neural Networks with Multitask Learning." *Journal of Machine Learning Research*, 12: 2493–2537. (Traduit pour les applications bilingues).

Banaji, M. R., & Greenwald, A. G. (2013). *Blindspot: Hidden biases of good people*. Delacorte Press.

Bergeron, M.-A. & Descheneau-Guay, A. (2014). Féminiser la langue française, une lutte contre l'oppression? *Relations*, (775), 38–39.

Chapuis-Després, S. (2016) . Histoire du corps, histoire du genre. Bilan et perspectives. *Corps*, N° 14(1), 67-77.
<https://doi.org/10.3917/corp1.014.0067>.

Christine Delphy. (2015). *L'ennemi principal*. Syllepse.

DREES • Études et Résultats • février 2024 • n° 1294 • Des stéréotypes de genre encore très ancrés, notamment chez les hommes, sur : <https://drees.solidarites-sante.gouv.fr/publications-communique-de-presse/etudes-et-resultats/des-stereotypes-de-genre-encore-tres-ancres>

Epiphane, D. (2016) . Les femmes dans les filières et les métiers « masculins » : des paroles et des actes. *Travail, genre et sociétés*, n° 36(2), 161-166. <https://doi.org/10.3917/tgs.036.0161>.

Fournier, M. (2014) . La différence des sexes est-elle culturelle ? Dans Fournier, M. (dir.), *Masculin-Féminin Pluriel*. (p. 55 -63). Éditions Sciences Humaines.
<https://doi.org/10.3917/sh.fourn.2014.01.0055>.

Françoise Héritier, 2018, *hommes femmes la construction de la différence*, PUF, 192 p.

Gavoille, Franck & Lebègue, Typhaine & Chabot (Parnaudeau), Miia. (2014). Le métier a-t-il toujours un genre ? Une question de

génération. *Question(s) de management*. 6. 111.
10.3917/qdm.142.0111.

Gygax, Pascal (2017). Conférence : Du sexisme de la langue française et de l'importance du langage épïcène Assises romandes de l'égalité, Martigny , 30.11.2017 sur : <https://www.unine.ch/epicene/le-langage-non-discriminatoire-pourquoi/>

Holmes, J. (1972). Holmes, James S. (1972/1988). "The Name and Nature of Translation Studies". In: James S. Holmes, *Translated! Papers on Literary Translation and Translation Studies*. Amsterdam: Rodopi. 67-80

Johnson, M., Schuster, M., Le, Q. V., et al. (2017). "Google's Multilingual Neural Machine Translation System: Enabling Zero-Shot Translation." *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, vol. 5, pp. 339–351, 2017.

Lemarchant, C. (2017) . Chapitre 1 - Femmes en « métiers d'hommes » et vice versa. Unique en son genre Filles et garçons atypiques dans les formations techniques et professionnelles. (p. 41 - 65). Presses Universitaires de France. <https://shs.cairn.info/unique-en-son-genre--9782130606444-page-41?lang=fr>.

Loock, Rudy (2018) : Traduction automatique et usage linguistique : une analyse de traductions anglais-français réunies en corpus. *Meta*. 63(3):786-806.

Nord, C. (1997). *Translation as a Purposeful Activity: Functionalist Approaches Explained*. Routledge.

Perrot, M. (1987). Qu'est-ce qu'un métier de femme? *Le Mouvement Social*, 140, 3–8. <https://doi.org/10.2307/3778672>

Pigeyre, F. & Vernazobres, P. (2013). Le « management au féminin » : Entre stéréotypes et ambiguïtés. *Management international*, 17(4), 194–209. <https://doi.org/10.7202/1020677ar>

Poibeau, Thierry (2016) : Traduire sans comprendre ? La place de la sémantique en traduction automatique. *Langages*. 201(1):77-90.

Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). "Sequence to Sequence Learning with Neural Networks." *Advances in Neural Information Processing Systems*, 3104-3112.

Viveros Vigaya, M., (2003) . À plusieurs voix sur Masculin/Féminin II : Dissoudre la hiérarchie. *Mouvements*, no27-28(3), 204-218.
<https://doi.org/10.3917/mouv.027.0204>.

Comment citer : Dolatabadi, H., Farnoud, E. (2024). Traductions automatiques à l'épreuve des langues genrées, étude de cas : traduction de l'anglais vers le français sur les plateformes Google Traduction et DeepL, *Recherches en langue française*, 5(9), 95-122. DOI: 10.22054/RLF.2025.83520.1201



Recherches en langue française © 2020 par Université Allameh Tabataba'i sous la licence Pas d'Utilisation Commerciale 4.0 International