



HAL
open science

“ IL A RETIRÉ SON THERMOS DE SON AISSELLE ” : les cheminements de la machine

Claire Larssonneur

► **To cite this version:**

Claire Larssonneur. “ IL A RETIRÉ SON THERMOS DE SON AISSELLE ” : les cheminements de la machine. Des mots aux actes, 2022, Traduire le prix Pulitzer 2021, 11. hal-03884608

HAL Id: hal-03884608

<https://hal.science/hal-03884608>

Submitted on 5 Dec 2022

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

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

« IL A RETIRÉ SON THERMOS DE SON AISSELLE » : les cheminements de la machine

Depuis le lancement des outils de traduction neuronale grand public en 2016-2017, ces technologies ont effectué des progrès impressionnants. En témoigne l'expérience menée par Hans-Christian Oeser en 2020 sur la traduction d'un roman entier de Christopher Isherwood vers l'allemand, traduction ensuite publiée par un éditeur traditionnel. Oeser note le gain de temps et de fatigue car la traduction automatique évite la saisie du texte. Il pose néanmoins la question de la voix du traducteur, car le texte traduit, bien que correct dans l'ensemble, est monotone et généralement calqué sur l'original. Dans le cadre de la journée d'étude organisée par Florence Lautel-Ribstein et Camille Fort, on proposera ici d'explorer les possibilités et les limites de plusieurs outils grand public de traduction neuronale.

PRESENTATION DES OUTILS

Le choix s'est porté sur quatre outils qui sont facilement accessibles. DeepL est généralement reconnu au sein de la profession comme le meilleur outil de traduction généraliste. Il se présente sous la forme d'une interface web qui permet de traduire gratuitement jusqu'à 5000 caractères. Lorsqu'on souscrit à un abonnement, d'environ 80€ par an, DeepL permet de traduire des documents en entier aux formats .docx, .pdf et .ppt. Le moteur le plus connu, Google Translate, se présente aussi sous la forme d'une interface web qui permet de traduire gratuitement jusqu'à

5000 caractères. Il est entièrement gratuit, y compris pour la traduction de documents entiers dans un grand nombre de formats (.docx, .odf, .pdf, .ppt, .pptx, .ps, .rtf, .txt, .xlsx). Lingvanex est moins connu mais plus polyvalent dans sa version payante (environ 80€ par an) : il traduit du texte, du texte inclus dans des images, des sites web entiers, ainsi que des énoncés oraux. Enfin Microsoft propose depuis peu dans la barre d'outils des différents logiciels de la suite Office une fonctionnalité de traduction.

DeepL est développé par une entreprise allemande, Lingvanex par une entreprise scandinave implantée à Chypre : ils sont ainsi tous les deux soumis à la réglementation européenne dite RGPD de protection des données, qui s'applique aux versions payantes de ces deux outils. En revanche Google Translate et Microsoft relèvent du droit américain et peuvent ainsi exploiter toutes les données qui transitent par les outils, tant en ce qui concerne les contenus que les informations sur les utilisateurs.

Ces outils se distinguent par le nombre de langues disponibles : Google Translate propose 104 langues, Lingvanex 116 et Microsoft 72 alors que DeepL est concentré sur 26 langues, les langues de l'Union Européenne plus le russe, le chinois et le japonais. Ils se distinguent également par la présence ou non de fonctionnalités annexes. Alors que Google Translate propose une seule variante à l'échelle de la phrase, DeepL propose un panel de synonymes et de variantes pour chaque terme ou chaque syntagme de l'extrait traduit. Tous renvoient à un dictionnaire, dont les entrées sont plus ou moins développées et tous sont compatibles avec la dictée vocale. DeepL et Lingvanex enfin permettent de personnaliser son interface grâce à des glossaires, des historiques de traduction et des signets.

COMPRENDRE CE QUE FAIT LA MACHINE

Avant de se pencher sur les textes cibles produits par ces quatre moteurs de traduction, il est important de connaître leur fonctionnement.¹ Le terme de traduction prête à confusion, tout comme d'ailleurs le vocabulaire de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage machine de manière générale. La machine ne traduit pas, ne comprend pas, ne lit pas le texte : la machine compute. C'est-à-dire qu'elle calcule, au moyen d'algorithmes complexes, la probabilité qu'une séquence d'items suive une séquence donnée d'items de même nature.

La machine n'opère en effet pas, comme l'être humain, à partir de mots ou de syntagmes. Les éléments du langage naturel sont transformés en items que les algorithmes peuvent traiter, et qu'on appelle des tokens. Les tokens d'un texte correspondent généralement aux caractères, aux espaces et aux signes de ponctuation. En outre et afin de permettre leur traitement informatique, les mots sont transformés en vecteurs, qui sont des listes de valeurs sémantiques chiffrées. Lorsqu'on bâtit un système de vecteurs en trois dimensions par exemple, le mot « homme » va être qualifié par une suite de trois chiffres correspondant à des scores : zéro pour la dimension de la féminité, un pour la qualité d'adulte, zéro pour le statut royal. Homme = (0, 1, 0). Le mot « princesse » en revanche sera codifié avec un pour la dimension de la féminité, zéro pour la qualité d'adulte, un pour le statut royal. Princesse = (1, 0, 1). On peut ajouter autant de dimensions que l'on souhaite et ainsi qualifier un terme par un vecteur d'une centaine de dimensions. Le procédé est ici le même que celui qui est employé pour traiter les pixels d'une image, chaque pixel étant associé à un vecteur. Ceci explique que les outils de traduction automatique soient développés sur des GPUs, *graphic processing units*, c'est-à-dire des ordinateurs très puissants conçus pour le traitement des images.

¹ L'ouvrage de Thierry Poibeau (*Babel 2.0*, publié en 2019) retrace de manière accessible à la fois l'histoire de la traduction automatique et ses principes.

La vectorisation facilite évidemment le calcul de la proximité entre les mots. Du coup, elle permet de créer des espaces de représentation : il s'agit de cartographies sémantiques où les mots sont placés plus ou moins loin les uns des autres en fonction de la correspondance de leurs vecteurs. Homme est ainsi plus distant de princesse que reine, et tous les trois sont très loin par exemple de mécanique ou souterrain. La vectorisation permet alors de filtrer l'espace de représentation par des étiquettes (*tags*) : on classe tous les termes en fonction de leur plus ou moins grande proximité avec une émotion donnée, un lieu, leur nature grammaticale.

La traduction neuronale va s'appuyer sur ces espaces de représentation qui sont largement indépendants des langues naturelles : le vecteur du mot *king* sera par exemple très proche de celui du mot « roi ». Pour revenir dans le domaine des langues naturelles, il faut ajouter une autre ressource. Il s'agit de corpus importants, soit bilingues c'est-à-dire appariant des segments des langues cible et source, soit monolingues. La traduction neuronale s'appuie en effet sur la même technologie que la traduction automatique statistique : la mise en correspondance de segments dans la langue source et de leurs traductions dans la langue cible. On retrouve ici la logique d'un concordancier, corrélée à une évaluation statistique de la fréquence des associations. Si l'expression *yours truly* est associée plus de 95% du temps à « avec mes salutations distinguées », l'algorithme sélectionnera cette dernière expression. À la différence de la traduction statistique, la traduction neuronale prédit la suite d'un énoncé donné. Ceci implique toute une séquence d'opérations complexes incluant des mécanismes d'attention (qui repèrent les mots saillants au sein d'une phrase), la reconnaissance des noms propres, des opérations de ré-ordonnement des mots, etc. L'énoncé de départ dans la langue source va donc être encodé en vecteurs, suivre tout un parcours de traitement de l'information, puis être recodé dans la langue cible. L'algorithme quant à lui va être entraîné de très nombreuses fois sur ces corpus de plusieurs millions d'expressions afin de repérer les séquences et les collocations, ce qui permet

d'ouvrir le champ des traductions possibles au-delà de l'appariement statistique. Par exemple l'algorithme de traduction neuronale pourra sélectionner une traduction de *Yours truly* par « avec mes salutations les plus cordiales » ou « avec mes sentiments dévoués », en fonction du contexte.

La machine ne traduit donc pas : elle calcule des prédictions sur la base de modèles de représentation et de récurrence statistique. Il n'y a ainsi pas à proprement parler d'erreurs de la machine, car elle n'exerce pas de jugement. Lorsqu'on veut évaluer les performances d'un moteur de traduction neuronale, il serait plus juste de raisonner à partir de la différence entre ce qui est standard et l'écart.

COMPARAISON DES MOTEURS SUR UN PARAGRAPHE

Passer les deux chapitres de *The Night Watchman* proposés à la traduction au sein des quatre outils de traduction a pris environ une heure. À des fins de comparaison, on a isolé un paragraphe du dernier chapitre dont on reproduit ici les quatre traductions automatiques brutes.

Microsoft propose :

Au bas de chaque carte, il se signait « le rat musqué » et dessinait un petit bonhomme souple se tordant dans l'eau, ou se courbant, nettoyant ses pattes, ou se bronzant simplement (*sic*) sur une bûche. Thomas avait pris l'exemple de gribouiller de temps en temps. Cela avait commencé quand il avait eu du mal à trouver ses mots. Il avait été dégagé, prêt à partir, après l'accident vasculaire cérébral qu'il avait subi à la gare. Mais parfois, son cerveau sautait. Parfois, son cerveau lui cachait un mot alléchant, il se pliait. Il devait détendre son esprit et se faufiler sur le mot. Les

griffonnages étaient un moyen de changer le jeu de cache-cache qu'il avait maintenant commencé à jouer avec sa mémoire. Les images ont occasionnellement (*sic*) délogé un mot.

Lingvanex propose :

Au bas de chaque carte, il s'est signé « le rat musqué » et a dessiné un petit petit bonhomme souple se tordant dans l'eau, ou courbé, nettoyant ses pattes, ou se faisant simplement bronzer (*sic*) sur un journal. Thomas avait pris de temps en temps du gribouillage. Cela avait commencé quand il avait rencontré du mal à trouver ses mots. Il avait été blanchi, bon à faire, après l'accident vasculaire cérébral qu'il avait subi à la gare. Mais parfois, son cerveau sautait. Parfois, son cerveau lui cachait un mot alléchant, il se replie. Il a dû détendre son esprit et se faufiler sur le mot. Les gribouillis étaient un moyen de changer le jeu de cache-cache qu'il avait maintenant commencé à jouer avec sa mémoire. Photos occasionnellement ((*sic*) délogé un mot.

Google Translate propose :

Au bas de chaque carte, il se signait « le rat musqué » et dessinait un petit bonhomme souple qui se tordait dans l'eau, ou se courbait, se nettoyait les pattes, ou se prenait simplement au soleil (*sic*) sur une bûche. Thomas s'était mis à griffonner de temps en temps. Cela avait commencé quand il avait eu du mal à trouver ses mots. Il avait été innocenté, prêt à partir, après l'accident vasculaire cérébral qu'il avait subi à la gare. Mais parfois, son cerveau sautait. Parfois son cerveau lui cachait un mot alléchant dans ses plis. Il devait détendre son esprit et se faufiler sur le mot. Les gribouillis étaient un moyen de changer le jeu de cache-cache auquel il avait maintenant commencé à jouer avec sa mémoire. Des photos occasionnellement (*sic*) ont délogé un mot.

DeepL propose :

Au bas de chaque carte, il se signait « le rat musqué » et dessinait un petit bonhomme souple se tortillant dans l'eau, ou

courbé, nettoyant ses pattes, ou simplement prenant le soleil (*sic*) sur un rondin. Thomas s'était mis à griffonner de temps en temps. Cela avait commencé quand il avait eu du mal à trouver ses mots. Il avait été blanchi, prêt à partir, après l'attaque qu'il avait subie à la gare. Mais parfois son cerveau sautait. Parfois, son cerveau lui cachait un mot alléchant dans ses replis. Il devait détendre son esprit et s'approcher furtivement du mot. Les gribouillages étaient un moyen de modifier le jeu de cache-cache qu'il avait commencé à jouer avec sa mémoire. Les images délogaient occasionnellement (*sic*) un mot.

Dans l'ensemble, les propositions de ces outils sont meilleures que les premiers jets des étudiants de master de traduction, surtout pour le texte cible produit par DeepL, qui est plus fluide et semble plus naturel que les trois autres

Si on fait une révision rapide du dernier chapitre (soit 808 mots / 4400 caractères), cette supériorité de DeepL se confirme. En effet on compte 25 modifications pour la traduction de DeepL, 48 modifications pour Microsoft, 56 modifications pour Lingvanex, 52 modifications pour Google Translate. Ces chiffres sont estimés pour une révision basique, qui corrige les principaux contresens et les maladresses d'expression, ou les fautes de temps les plus évidentes.

Lorsqu'on regarde dans le détail toutefois, chaque outil a ses points forts et ses points faibles. Microsoft est le moins convaincant des quatre et semble fonctionner par endroits sur la base d'un mot-à-mot inspiré du dictionnaire (« il s'est assommé pour faire »). Google Translate fournit un texte assez fluide et propose de bonnes collocations. On note la présence de plusieurs trouvailles et une assez bonne adéquation au contexte (l'usine, l'ancrage aux Etats-Unis) ; il gère plutôt bien les temps des verbes. Lingvanex propose aussi un texte assez fluide et de bonnes collocations, mais comporte des erreurs importantes. DeepL est de loin celui qui nécessite le moins d'interventions pour obtenir un résultat qui tient la route mais on note une mauvaise gestion du temps des verbes.

LES ECARTS ATTENDUS EN TRADUCTION NEURONALE

Le premier d'entre eux concerne l'accroche au réel, c'est-à-dire la prise en compte du contexte physique, psychique, social, institutionnel, etc., que les moteurs n'appréhendent qu'indirectement, via les exemples de séquences de mots dans les corpus sur lesquels ils sont entraînés. À des fins de simplification, on désignera ici les quatre moteurs de traduction par leurs initiales.

Un premier exemple intéressant est la traduction de *crab apple* par « pomme de crabe » (M, L, D), qui est un calque lexical. Google Translate propose « pommette » (G), ce qui nous rapproche de la petite pomme sauvage. La *Red River jig* est traduite par « un gabarit de la rivière Rouge » (M, L) ou « une gigue de la rivière Rouge » (G, D). On voit ici que l'option d'une équivalence n'est pas possible pour les moteurs : « une danse traditionnelle indienne » serait une bonne solution pour un lectorat francophone peu aux faits des traditions amérindiennes, mais les moteurs ne sont pas conçus pour ce type de reformulation. Autre exemple, *earflap* sous-traduit par Microsoft en « l'oreille ». Google Translate propose l'oreillette, dont on remarquera qu'il reprend la forme diminutive en -ette, par écho de « pommette ». L'emploi d'oreillette comme description de ces rabats est attesté sur internet, mais le mot prête à confusion en français où il évoque des écouteurs. Lingvanex propose une aberration, le « bodet », qui est une « malle en osier » en français de Belgique. Seul DeepL identifie mieux l'objet et traduit par le « rabat de l'oreille », ce qui devrait être le rabat de la casquette ou le rabat sur l'oreille. Enfin le titre du premier chapitre pose de nombreux problèmes : en effet le moteur ne peut dissocier ce qui relève de la localisation géographique (*Turtle Mountain*) et ce qui relève de la description de l'usine (*Jewel Bearing Plant*). Attention il s'agit ici uniquement des performances du moteur de traduction.

Si le moteur de traduction est associé par exemple à un assistant intelligent de type Siri ou Alexa, ou à un modèle de langue comme GPT-3, il est tout à fait possible que les algorithmes identifient via Internet l'existence de cette usine dans le Dakota du Nord et modifient la traduction en conséquence. Du fait des italiques et du positionnement du titre du chapitre, centré et au-dessus du texte, la plupart des moteurs l'ont bien identifié comme un titre et ont proposé de le garder tel quel en anglais. Seul Lingvanex l'a traduit intégralement par « usine de roulement de bijoux de montagne de tortue », tout en gardant le positionnement centré et les italiques.

Les moteurs des traductions ont également du mal à prendre en compte le genre (masculin, féminin, neutre, autres) dont l'expression est particulièrement complexe et variée dans les différentes langues naturelles. On retrouve ainsi des problèmes d'accord des adjectifs ou des pronoms. Au sein du premier chapitre, *Refreshed*, s'appliquant à Thomas est ainsi traduit par rafraîchie au féminin (L) ou rafraîchi (G, M, D). Dans le dialogue rêvé entre Thomas et les petits rats (dernier chapitre), les moteurs utilisent un pronom masculin « A-t-il déclaré » alors que l'antécédent grammatical est « petite créature », donc au féminin en français. En plus de ces questions d'accord et du fait de la nature des corpus où le pronom masculin est statistiquement plus présent que le pronom féminin, les moteurs de traduction ont un biais masculin. Vanmassenhove, Hardmaier et Way ont ainsi étudié le corpus Europarl où ils ont observé que seuls 30% des énoncés étaient attribués à des locutrices féminines : si le corpus d'entraînement est biaisé, alors les traductions des algorithmes reflèteront une préférence pour le masculin. Ainsi, toujours dans le premier chapitre et qualifiant les femmes indiennes, la phrase « *they had scored much higher* » est traduite au masculin « Ils avaient obtenu des résultats » par tous les moteurs sauf DeepL. Cette préférence statistique pour le masculin produit un contresens lors de la traduction par Lingvanex de *grand-child* en « petit-fils ».

La polysémie des termes et les ambiguïtés de l'expression, qui peuvent certes entraîner les traducteurs vers le contre-sens mais font partie des points pour lesquels les humains trouvent généralement des solutions créatives, sont très mal gérées par les algorithmes. Si on prend la description de l'univers de travail au sein de l'usine, les algorithmes ne peuvent pas interpréter spontanément l'expression *hard light* comme une lumière crue : ils vont sélectionner la traduction statistiquement plus fréquente par « dur ». Le syntagme « *Leaning into the hard light* », qualifiant les ouvrières indiennes, est donc traduit par « se pencher sur la lumière dure » (L), « à se pencher sur la lumière dure » (M) ou « penchées à la lumière dure » (D). Seul Google Translate se démarque en proposant « penchées dans la lumière crue ». Remarquons également que l'emploi de la proposition sur constitue un quasi contresens puisque les ouvrières ne sont pas penchées sur la lumière, mais qu'elles travaillent à la lumière des lampes. Une solution plus satisfaisante consisterait à étoffer et préciser le mouvement des corps, par « courbées sur leurs tables à la lumière crue ».

Dans le dernier chapitre, Thomas s'adresse aux os qui jonchent le sol et peuvent rappeler aux lecteurs le verset 10 du psaume 51 (« Rends-moi le son de la joie et de la fête qu'ils dansent, les os que tu broyas ! », *Bible de Jérusalem*) : « *Bones, he said, rise up* ». Alors que les autres outils s'en tiennent aux os, Google Translate propose : « Bones, dit-il, lève-toi. ». Cette erreur qu'un traducteur humain ne ferait pas car la description des os sur le sol est bien claire, revient à donner au mot *Bones* le statut d'un nom propre. Une explication possible tiendrait aux corpus sur lesquels Google entraîne son algorithme. Comme Google utilise ses robots d'indexation pour exploiter en continu tous les contenus disponibles sur Internet, il est fort probable qu'il ait indexé la série américaine *Bones* où le personnage principal est une anthropologue judiciaire surnommée *Bones* par un de ses collègues (<https://www.imdb.com/title/tt0460>)

627/). Il a aussi probablement indexé de nombreuses mentions du nom propre Bones, par exemple via la page wikipédia qui liste les personnes célèbres portant ce nom ([https://en.wikipedia.org/wiki/Bones_\(surname\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Bones_(surname))). Un dernier exemple d'ambiguïté facilement gérée par un humain, mais pas par un algorithme, est l'adjectif *cleared* dans le dernier chapitre pour désigner la sortie d'hôpital de Thomas (« *He'd been cleared, good to go, after the stroke he'd suffered at the train station.* »). Microsoft propose « Il avait été dégagé, prêt à partir, après l'accident vasculaire cérébral qu'il avait subi à la gare. » ; Google Translate propose « Il avait été innocenté, prêt à partir, après l'accident vasculaire cérébral qu'il avait subi à la gare. » ; DeepL propose « Il avait été blanchi, prêt à partir, après l'attaque qu'il avait subie à la gare », une traduction proche de celle de Lingvanex « Il avait été blanchi, bon à faire, après l'accident vasculaire cérébral qu'il avait subi à la gare. » Pour bien traduire, il faut en effet reconstituer l'information manquante qu'un humain identifie assez vite, à savoir le séjour à l'hôpital consécutif à une attaque cérébrale. Or la mention de l'attaque cérébrale vient dans la deuxième partie de la phrase et dans une subordonnée : l'algorithme ne peut pas facilement relier cette information à *cleared*. Un humain en revanche fera les inférences, étoffera et remaniera l'ordre des informations : « Après l'AVC qui l'avait frappé à la gare, les médecins l'avaient relâché : bon pour le service ! ».

Enfin les moteurs de traduction sont connus pour des omissions ainsi que des répétitions à l'identique de termes isolés, comme un bégaiement ou un hoquet de la machine : par exemple le texte de Lingvanex comporte « a dessiné un petit petit bonhomme souple ». Les considérations stylistiques ne sont pas prises en compte par les algorithmes : employer côte à côte des termes aux sonorités proches ou partageant une même racine n'est pas un problème. Le texte de Google comporte donc « puis a poinçonné sa carte de pointage » pour « *then punched his time card* », qui serait plus avantageusement traduit par « puis il a pointé ». Google à nouveau propose « une rigueur rigoureuse » pour « *with a*

rigid thoroughness ». Les omissions concernent la plupart du temps des adverbes ou des verbes à particules. Lingvanex efface ainsi la gifle dans « *slap himself awake* » qui devient « et de temps en temps se réveiller ».

LES SURPRISES DE L'ALGORITHME : LES TROUVAILLES ET LES HALLUCINATIONS

Un autre phénomène intéressant est ce qu'on appelle « les hallucinations » de la machine. Il s'agit d'un effet bien connu en intelligence artificielle qui peut être observé dans le traitement des images, des sons ou du texte. L'algorithme fait une erreur de classification dans le traitement de l'objet qu'on lui présente, confondant par exemple une tortue avec un fusil, ou un chat avec du guacamole. Ce phénomène est courant lorsqu'on utilise les outils de dictée vocale qui peuvent mélanger des mots entre eux ou bien ressortir des noms de personnes à la place de noms communs.

Dans notre étude, la palme de l'hallucination revient sans doute à « Les rats musqués étaient partout dans la réserve à pois oblique » (Lingvanex, premier chapitre) pour « *everywhere on the slough-dotted reservation* » : on voit d'où viennent les pois mais pas le caractère oblique. Les « cartes gaufrées à la fleur » (Lingvanex, deuxième chapitre) pour *flower embossed cards* correspondent à un problème d'attribution : les fleurs sont interprétées comme des outils pour donner du relief aux cartes et non pas comme une décoration. On pourrait discuter de l'appartenance des « barbarismes » comme douzant (L) ou assouissant (M) pour s'assoupissant, à la catégorie des hallucinations. Je préfère y voir des néologismes et faire remarquer qu'ils obéissent à la logique morphologique du français et pourraient figurer dans la liste des

ajouts annuels à France Terme. C'est aussi le cas de « est-ce qu'il y retournait ? » par Microsoft.

Enfin on peut mentionner ce que j'appellerai les trouvailles de la machine. Il s'agit d'expressions particulièrement heureuses. Ainsi Google Translate propose « les femmes de sa tribu pouvaient vous harponner d'un coup d'œil », ce qui convient bien au contexte rural et amérindien. Le même Google Translate n'opte pas pour le terme inondation dans la traduction de flood, mais sélectionne le déluge (« Au commencement, après le grand déluge, c'était un rat musqué qui avait aidé à refaire la terre. »), ce qui est là encore adapté à un récit des origines et ouvre à des connotations bibliques cohérentes avec le roman. Microsoft a particulièrement bien traduit une phrase difficile dans le dernier chapitre : « Les os ont basculé et titubé, se sont assemblés en formes et ont pris une chair hirsute. ». Et DeepL propose une séquence fluide et juste avec « Parfois son cerveau lui cachait un mot alléchant dans ses replis. Il devait détendre son esprit et s'approcher furtivement du mot. »

LES PISTES D'AMÉLIORATION ET LA RECHERCHE

Les limites des moteurs de traduction neuronale sont bien connues et identifiées par les chercheurs : un article publié en 2017 par Philipp Koehn et Rebecca Knowles, « Six Challenges for Neural Machine Translation » liste ainsi l'inadéquation entre le domaine de spécialité du texte et celui sur lequel l'algorithme a été entraîné, la taille du corpus d'entraînement, les mots rares, les phrases longues, l'alignement des mots, et beam search. La question du genre a été étudiée par plusieurs équipes : on citera notamment Eva Vanmassenhove (Universiteit van Tilburg), Andy Way (Dublin City University), Isabelle Augenstein (Køberhavns Universitet), Danielle Saunders du groupe RWS, Christine Basta (Universitat Politècnica de Catalunya). La question de l'articulation

entre la phrase, qui est l'unité de travail de base en traduction neuronale, et le document (par quoi il faut plutôt entendre le paragraphe ou la page) a aussi fait l'objet de nombreux travaux : par exemple Lorenzo Lupo (Université de Grenoble-Alpes) et Laurent Besacier (Naver Labs) ou Li Bei (Northeastern University of Shenyang).

En ce qui concerne plus précisément la pertinence des moteurs de traduction automatique dans le domaine littéraire, on peut citer les travaux d'Andy Way et Antonio Toral qui s'intéressent à la question depuis plusieurs années.

CONCLUSION

Utiliser un outil de traduction automatique permet un gain de temps et une économie de fatigue en matière de saisie, ce qui n'est pas négligeable sur le plan de l'ergonomie de travail. Les résultats obtenus ne sont généralement pas publiables en l'état et demandent un travail de post-édition assez important, et donc le gain en termes de temps de travail total n'est pas forcément évident. Pour des textes de difficulté et de complexité moyenne, on peut estimer que ce gain de temps tourne autour de 30%. Avoir accès à plusieurs moteurs de recherche indépendants et gratuits constitue une ressource appréciable car on peut ainsi facilement disposer d'un volet de variantes, tant au niveau de la phrase que des différents syntagmes.

Plutôt que de penser que la traduction neuronale va se substituer au traducteur humain, on peut ainsi considérer que le moteur de traduction automatique est un outil supplémentaire à disposition du traducteur, à l'instar du traitement de texte et du correcteur orthographique. En fournissant l'équivalent d'un premier jet, il libère du temps pour un recentrage sur les difficultés

spécifiques du texte à traduire et les solutions créatives. En revanche le halo de la machine, c'est-à-dire la puissance de fascination d'un texte-cible déjà écrit, peut conduire à un effacement de la spécificité du texte à traduire d'une part, et de la voix singulière du traducteur d'autre part. Entraînés sur des corpus principalement collectés en ligne et opérant par prédiction statistique, ces outils peuvent conduire à une standardisation de la langue. Les manier à bon escient requiert un apprentissage et une vigilance spécifique.

Claire LARSONNEUR
Université Paris 8
(France)

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- BESACIER, Laurent, « Traduction automatisée d'une œuvre littéraire : une étude pilote », 2014, <https://hal.inria.fr/hal-01003944> (consulté 17/09/2021).
- BASTA, Christine, Marta R. COSTA-JUSSÀ and José A.R. FONOLLOSA, « Towards mitigating gender bias in a decoder-based neural machine translation model by adding contextual information. » *Proceedings of the The Fourth Widening Natural Language Processing Workshop*. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2020, p. 99-102.
- LI, Bei et al, « Does Multi-Encoder Help ? A Case-Study on Neural Machine Translation. » ACL, 2020.
- GEDDES, Linda, « The 'Weird Events' That Make Machines Hallucinate », *BBC Future*, 5 déc. 2018, <https://www.bbc.com/future/article/20181204-why-we-should-worry-when-machines-hallucinate> (consulté le 17/09/2021).
- KOEHN, Philipp et KNOWLES, Rebecca, « Six Challenges for Neural Machine Translation », *First Workshop on Neural Machine Translation*, 2017, https://www.pure.ed.ac.uk/ws/portalfiles/portal/43632663/W17_3204.pdf (consulté le 07/01/2022).
- LUPO, Lorenzo et DINARELLI, Marco et BESACIER, Laurent, « Divide and Rule : Training Context-Aware Multi-Encoder Translation Models with Little Ressources », 2021, <https://hal-unilim.archives-ouvertes.fr/LIG/hal-03455113v1> (consulté le 07/01/2022).
- POIBEAU, Thierry, *Babel 2.0 Où va la traduction automatique ?*, Odile Jacob, Paris, 2019.
- OESER, Hans-Christian, « Duel with DeepL », *Counterpoint*, n°4, 2020, https://www.ceatl.eu/wpcontent/uploads/2020/12/counterpoint_2020_04_article_05.pdf (consulté le 17/09/2021).

- SAUNDERS, Danielle, SALLIS, Rosie et Bill BYRNE. "Neural Machine Translation Doesn't Translate Gender Coreference Right Unless You Make It." ArXiv abs/2010.05332 (2020): n. pag.
- STAŃCZAK, Karolina and Isabelle AUGENSTEIN. "A Survey on Gender Bias in Natural Language Processing." ArXiv abs/2112.14168 (2021): n. pag.
- TORAL, Antonio et WAY, Andy, « Machine-Assisted Translation of Literary Text. A Case-Study » *Translation Spaces*, vol. 4, n° 2, 2015, p. 240-267
- TORAL, Antonio, WIELING, Martijn, et WAY, Andy, « Post-Editing Effort of a Novel With Statistical and Neural Machine Translation », *Frontiers in Digital Humanities*, vol. 5, art. 9, 2018.
- VANMASSENHOVE, Eva, HARDMAIER, Christian et WAY, Andy, « Getting Gender Right in Neural Machine Translation », *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing « EMNLP »* oct.-nov., 2018, Bruxelles, p. 3003-3008, <https://aclanthology.org/D18-1334.pdf> (consulté le 17/09/2021).