

La traduction du point de vue de l'Information Bottleneck : une analyse d'efficience des prépositions spatiales dans des bitextes

Prénom1 Nom1¹ Prénom2 Nom2¹

(1) Lab, adresse, CP Ville, Pays

prénom.nom@lab.fr

RÉSUMÉ

Une communication efficace requiert un équilibre entre informativité et simplicité. L'*Information Bottleneck* (IB) formalise ce compromis en termes de théorie de l'information. Bien que ce cadre soit largement étayé dans des domaines visuels (couleurs, mouvement), l'étude de stimuli linguistiques comme des mots en contexte phrastique reste inexplorée. Nous proposons dans cet article une nouvelle méthodologie computationnelle comblant cette lacune, en dressant un parallèle entre le processus de traduction, et la question d'optimisation au sens de l'IB. Nous avons appliqué cette méthodologie aux prépositions spatiales de bitextes français, anglais, allemands et serbes. Une étude pilote de tri de cartes ($N = 35$) nous a permis de prédire l'informativité des traductions de prépositions. Les résultats suggèrent que les traductions authentiques sont plus efficaces que des variantes hypothétiques. Plus largement, nous proposons d'exploiter les données de traduction afin d'étudier les pressions cognitives qui façonnent les systèmes sémantiques naturels et artificiels.

ABSTRACT

Translation from the Information Bottleneck perspective : an efficiency analysis of spatial prepositions in bitexts

Efficient communication requires balancing informativity and simplicity when encoding meanings. The Information Bottleneck (IB) captures this trade-off from an information-theoretic perspective. While supported in visual domains (colours, motion), linguistic stimuli such as words in sentential context remain unexplored. We address this gap by framing translation as an IB optimisation problem, treating source sentences as stimuli and target sentences as compressed meanings. We applied this to spatial prepositions in French, English, German and Serbian bitexts. To estimate informativity, we conducted a pile-sorting pilot-study ($N = 35$). Results from our IB analysis suggest that attested translations of prepositions are more efficient than counterfactual alternatives. More broadly, this work suggests that translation can serve as a window into the cognitive efficiency pressures shaping natural and artificial semantic systems.

MOTS-CLÉS : Théorie de l'Information, Langage Spatial, Cognition Spatiale, Information Bottleneck, Efficience du Langage, Traduction.

KEYWORDS: Information Theory, Spatial Language, Spatial Cognition, Information Bottleneck, Linguistic Efficiency, Translation.

1 Introduction

Les langues naturelles partitionnent les domaines sémantiques d’une manière remarquablement variée. Par exemple, les relations spatiales peuvent être exprimées par des systèmes lexicaux très différents selon les langues, comme l’ont montré des travaux en typologie sur la description de dessins de scènes spatiales (Levinson, 2003; Levinson *et al.*, 2003). Malgré cette diversité, plusieurs études ont mis en évidence des régularités statistiques dans l’organisation des systèmes sémantiques, notamment pour les couleurs, les relations spatiales ou les systèmes de parenté *inter alia* (Kemp *et al.*, 2018). Pour expliquer ces récurrences, la littérature avance le principe d’efficacité communicative (Gibson *et al.*, 2019; Kemp *et al.*, 2018; Zaslavsky *et al.*, 2018). Plus précisément, lorsque les locuteurs d’une même langue équilibrent la charge informationnelle et cognitive de leurs énoncés, l’assignation des mots aux sens est optimisée relativement à ce compromis entre informativité et simplicité. Les langues naturelles atteignent ainsi différentes réalisations de ce compromis lors de leur évolution (Kirby *et al.*, 2015).

Zaslavsky *et al.* (2018) proposent d’appliquer la théorie de l’*Information Bottleneck* développée par Tishby *et al.* (2000) (IB, ou « goulot d’étranglement informationnel ») au langage naturel, afin d’opérationnaliser ledit compromis. Ainsi formulé, le langage consiste en la compression quasi-optimale du sens, du point de vue de la théorie de l’information, et cette approche est aujourd’hui corroborée par de nombreuses avancées empiriques. Souvent, une analyse d’IB se concentre sur un domaine sémantique spécifique en exploitant des données de nommage (e.g. des descriptions naturelles de stimuli comme des images ou des vidéos). L’hypothèse sous-jacente est la suivante : un stimulus engendre une représentation mentale, qui est à son tour compressée dans une description verbale. Le coût communicatif de cette description (sa complexité) et l’information pertinente qu’elle véhicule à propos du stimulus (son informativité), sont ensuite comparés à travers les langues naturelles et des variantes hypothétiques. Des stimuli de diverses natures ont déjà été employés, comme des pastilles de couleur (Zaslavsky *et al.*, 2018), des référents statiques dans des images (Gualdoni *et al.*, 2023), et des événements dynamiques dans des vidéos de démarches humaines (Langlois *et al.*, 2025). Cependant, à notre connaissance, jamais de stimuli linguistiques n’ont été considérés pour de telles analyses IB.

Le présent travail postule qu’un mot en contexte constitue un stimulus à part entière, et nous proposons une méthodologie computationnelle inédite permettant d’effectuer une analyse d’IB à partir de données de traduction. À ces fins, nous utilisons des bitextes, à savoir des traductions de phrases sources en des phrases cibles (illustrées dans la Table 1). Nous considérons donc l’acte de traduction comme un problème d’optimisation sous contrainte comme dans la théorie de l’IB, et faisons l’hypothèse que les traducteurs humains visent une préservation exacte du sens. Un mot d’intérêt issu d’une phrase source est donc considéré comme un stimulus, qui à son tour évoque sa propre représentation mentale, elle-même linguistiquement encodée dans la langue cible.

Nous avons testé cette nouvelle méthodologie sur une pierre angulaire du langage spatial : les prépositions spatiales. Ces termes marquent explicitement des relations spatiales entre des entités, et sont fortement prédisposées à mobiliser des représentations spatiales (Landau & Jackendoff, 1993). Nous avons commencé par extraire les variations inter-linguistiques de ces termes spatiaux dans quatre langues ; en détectant les occurrences dans les phrases sources de LIFAT *et al.* (2024) puis en les alignant avec leurs contreparties cibles. Ceci nous a permis d’estimer la complexité des traductions de prépositions spatiales. Aussi, afin d’estimer l’informativité de ces traductions, nous avons modélisé l’espace psychologique des relations spatiales en exploitant les résultats d’une étude pilote de tri de cartes ($N = 35$). Nous montrons que dans notre cas d’étude, un espace de faible dimension ($D = 5$)

id	French	English	German	Serbian
n1909	le pilote [...] prit place sur la passerelle	The pilot [...] took his place on the bridge	der Lootse [...] und nahm seinen Platz auf dem Steg	pilot [...] zauze mesto na komandnom mostu
n3688	Mudge [...] se maintenait dans la ligne droite	Mudge [...] kept in a straight line	Mudge [...] hielt sich in gerader Linie	Mody se drzao prave linije
n3110	[...] il reprit la direction de l'est à travers le massif accidenté des monts Wahsatch.	[...] it took an easterly direction towards the jagged Wahsatch Mountains.	[...] nahm er wieder östliche Richtung durch den unregelmäßigen Hauptstock des Wahsatchgebirges.	[...] krenuo je prema istoku preko masiva planine Vesecy.
n2481	Quelques matelots [...] descendirent le pauvre garçon dans une cabine des secondes	Several sailors [...] carried the poor Frenchman down into the second cabin	Einige Matrosen [...] trugen den armen Jungen in eine Cabine zweiten Ranges	Nekoliko mornara [...] odnesosxe jadnog momka u jednu kabinu druge klase
n1243	le guide dirigerait l'éléphant vers la pagode de Pillaji	the guide should direct the elephant towards the pagoda of Pillaji	der Führer sollte den Elephanten nach der Pagode Pillaji leiten	vodicy uputi slona ka pagodi u Piladyi

TABLE 1 – Extrait de LIFAT *et al.* (2024). Les prépositions spatiales des phrases sources françaises sont en gras. id est l’identifiant de la phrase tel que publié dans le jeu de données.

est suffisant pour prédire des jugements de similarité. Nos résultats préliminaires attribuent une plus grande efficacité communicative aux traductions naturelles qu’à des alternatives hypothétiques, dans le domaine sémantique des relations spatiales. Aussi, nous notons que des traductions générées avec un *Large Language Model* (LLM, « modèle de langage pré-entraîné ») se situent remarquablement proches de traductions théoriquement optimales.

2 Cadre théorique

Nous détaillons dans cette section comment l’IB a été appliquée au langage. Ce modèle de la communication repose sur la théorie de *Rate-Distortion* (« Débit-Distortion », nous nous référons par exemple à Cover (1999) pour plus de détails) : locuteur et interlocuteur recherchent conjointement un encodeur et un décodeur permettant une compression et une reconstruction du sens, sans pertes. Dans ce scénario schématique, le locuteur recherche donc un encodeur linguistique q qui fait l’association entre les représentations mentales et les formes linguistiques. Cet encodeur se doit de simultanément minimiser sa propre complexité, et la distorsion entre le sens voulu M et sa reconstruction \hat{M} par l’interlocuteur. Une opérationnalisation de ce compromis a d’abord été proposée par Tishby *et al.* (2000), ensuite appliquée dans le nommage des couleurs (Zaslavsky *et al.*, 2018), puis dans d’autres domaines sémantiques (Mollica *et al.*, 2021; Chen *et al.*, 2023; Langlois *et al.*, 2025).

Dans cette lignée de travaux, la **Complexité** d’un encodeur stochastique q est quantifiée par l’information mutuelle¹ $I_q(M; W)$ entre les deux variables aléatoires M et W . La représentation mentale que le locuteur souhaite communiquer est notée M , et W représente les formes linguistiques discrètes auxquelles sont associées les représentations mentales, en accord avec la politique $p_q(w|m)$ de l’encodeur q .

Par ailleurs, la distorsion entre le sens voulu M et sa reconstruction \hat{M} est mesurée par l’espérance de

1. L’information mutuelle est une mesure générale de l’interdépendance de deux variables aléatoires. Elle quantifie la réduction d’incertitude concernant l’une lorsque l’on observe l’autre : $I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) = H(Y) - H(Y|X)$, avec $H(X)$ l’entropie de X . Notons que la probabilité conjointe $p(X = x, Y = y)$ suffit au calcul de l’information mutuelle : $I(X; Y) = \sum_{x,y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x) \cdot p(y)}$. Notons également que c’est une mesure symétrique : $I(X; Y) = I(Y; X)$.

la distance de Kullback-Leibler, $\mathbb{E}_q \left[D(M||\hat{M}) \right]$. Minimiser cette distorsion est mathématiquement équivalent à maximiser la quantité $I_q(W; U)$, définie comme la **Précision** de l’encodeur (Zaslavsky, 2019). Dans cette formulation, U représente les possibles états du monde que le locuteur perçoit et décrit, et à propos duquel l’interlocuteur produit des hypothèses/inférences probabilistes².

Le compromis central entre la compression des représentations mentales (mesurée par la Complexité), et la préservation de l’information pertinente (mesurée par la Précision) se traduit alors en une optimisation sous contrainte. En d’autres termes, pour une Précision donnée, en bits, l’encodeur est optimisé de telle sorte que sa Complexité soit minimisée. En introduisant le multiplicateur de Lagrange β , ce compromis revient à minimiser la fonction objective suivante :

$$\mathcal{F}_\beta[q] = I_q(M; W) - \beta I_q(W; U) \quad (1)$$

où β contrôle le compromis entre Complexité et Précision. Dans l’espace des optimums, tout incrément unitaire de la Précision revient alors à augmenter la Complexité de β bits. Aussi, chaque encodeur, naturel ou artificiel peut être localisé dans le plan Complexité-Précision. De la *Data Processing Inequality* (« principe de non-augmentation de l’information »), il découle que la Complexité est une borne supérieure de la Précision. En conséquence, dans le plan Complexité-Précision, les encodeurs localisés au-dessus de la frontière optimale définie par $\{\mathcal{F}_\beta^* \mid 0 \leq \beta < +\infty\}$ sont irréalisables sous les hypothèses de l’IB.

3 Méthodologie générale

id	French	Automatic alignment with English				
		above	in	into	on	towards
n1909	et prit place sur la passerelle	0	0	0	1	0
n3688	se maintenait dans la ligne droite	0	1	0	0	0
n3110	la direction de l’est à travers le massif	0	0	0	0	1
n2481	descendirent le pauvre garçon dans une cabine	0	0	1	0	0
n1243	le guide dirigerait l’éléphant vers la pagode de Pillaji	0	0	0	0	1

TABLE 2 – Extrait d’une table d’alignement français-anglais des prépositions spatiales, produite automatiquement à partir de LIFAT *et al.*, 2024. Chaque ligne correspond à un encodage *one-hot* (« encodage 1 parmi n ») de la préposition source sur le lexique cible. La préposition source est affichée en gras.

Nous utilisons des bitextes, et traitons chaque phrase source comme un stimulus en modalité écrite. Plus spécifiquement, nous considérons que le terme d’intérêt U en langue source engendre la représentation mentale M pour le

Au sein d’un domaine sémantique spécifique, le calcul de la Complexité et de la Précision d’un encodeur q repose sur deux types de données : des données de nommage, et des jugements humains de similarité. Parmi ces données, on compte des noms de couleurs (obtenus lorsque des pastilles de couleurs sont décrites dans Zaslavsky *et al.* (2018)), des noms d’objets (obtenus à partir de descriptions de photographies, dans Gualdoni *et al.* (2023)), ou des expressions locatives (obtenues lors de descriptions de dessins de scènes spatiales dans Khetarpal *et al.* (2013)). Dans cette section, nous détaillons comment de telles données peuvent être obtenues à partir de traductions, et comment les valeurs de Complexité et Précision en sont déduites. Nous utilisons des bitextes, et traitons

2. Dans l’IB, on se focalise sur l’encodeur. On fait donc l’hypothèse qu’il n’y a pas de perte d’information dans le canal de transmission du message, et que l’interlocuteur décode $p_q(\hat{m}|w) = \sum_m p_q(m|w)p_q(u|m)$ en appliquant la formule de Bayes à $p_q(m|w)$.

traducteur, représentation qui est ensuite linguistiquement encodée sous la forme W . Le schéma $U \rightarrow M \rightarrow W$ résume comment les traductions sont générées, sous les hypothèses détaillées.

3.1 Données de nommage

Notre objectif est d’aligner les termes d’intérêt à partir de bitextes tels que présentés dans la Table 1. Par exemple, nous pouvons aligner des prépositions spatiales de langue source (e.g. $u_1 =$ devant, $u_2 =$ dans, et $u_3 =$ à l’est de) avec leur contreparties dans la langue cible ($w_1 =$ before, $w_2 =$ inside, et $w_3 =$ east of), résultant en des tables d’alignement comme celle présentée dans la Table 2. À partir de telles tables d’alignement, nous pouvons estimer la politique de l’encodeur $p_q(w|m)$, avec m parcourant tous les emplois contextuels des termes sources, c’est-à-dire autant de représentations différentes, et w parcourant le lexique dans la langue cible. En supposant une distribution uniforme du prior $p(m)$ sur tous les sens possibles dans la phrase source³, nous calculons la probabilité conjointe $p_q(w, m) = p_q(w|m)p(m)$. De ce qui précède, nous pouvons calculer la Complexité $I_q(M; W)$ (voir la note de pied de page 1).

3.2 Jugements de similarité

Le nombre de jugements de similarité contextuelle entre deux termes croît de manière quadratique avec la taille du bitexte. Il est donc crucial d’être capable d’estimer la similarité pour toute paire de termes. Nous proposons dans notre méthodologie de sélectionner un échantillon de termes en contexte $\{u_i \mid 1 \leq i \leq K\}$ d’une taille raisonnable K , et collecter des jugements de similarité terme à terme $\{sim(u_i, u_j) \mid 1 \leq i, j \leq K\}$. Par souci de simplicité, nous noterons ces similarités empiriques $sim_{i,j}$. Ces similarités nous permettent d’entraîner un modèle à prédire la similarité $\widehat{sim}_{i,j}$ pour toute nouvelle paire de termes en contexte n’ayant pas été vues lors de l’entraînement. En se basant sur Zaslavsky *et al.* (2018) et Chen *et al.* (2023), nous modélisons la distribution des hypothèses/inférences sur le monde conditionnée par $m : p(u_j|m_i) \propto \exp(\gamma \cdot \widehat{sim}_{i,j})$. γ est un paramètre de température contrôlant la pénalité pour confondre deux stimuli distincts⁴. À partir de $p(u|m)$, $p_q(w|m)$, et $p(m)$, nous pouvons calculer la distribution conjointe $p_q(w, u) = p_q(w|m)p(m)p(u|m)$. De ce qui précède, nous pouvons calculer la Précision $I_q(W; U)$.

4 Expérimentation

Dans la suite, nous nous focalisons sur le domaine sémantique des relations spatiales. Ces relations sont typiquement marquées dans le discours par des prépositions (pour des discussions détaillées concernant le français, nous nous référons à Vandeloise (1991); Borillo (1998); Le Pesant (2012), pour une discussion plus générale sur la cognition spatiale et les prépositions, à Landau & Jackendoff (1993)). Nous envisageons également les emplois « absolus » de prépositions (Le Pesant, 2012), c’est-à-dire les expressions où les prépositions apparaissent sans leur objet standard, parce que le référent peut être compris à partir du contexte (e.g., *Je me gare devant / I park in front / Ich parke davor / Parkiram ispred*). Enfin, nous considérons les prépositions dont le sens contextuel engendre une imagerie mentale spatiale concrète, impliquant des entités que l’on pourrait physiquement toucher ou pointer du doigt. Cette définition se fonde sur les notions de continuum du caractère concret (Brysbaert *et al.*, 2014), et du caractère de figement lexical (Group Praggeljaz, 2007) de l’emploi

3. Nous faisons l’hypothèse d’une probabilité uniforme en première approximation.

4. Dans cette première approche, nous fixons γ de telle sorte à ce que $p(u|m)$ soit définie par un SoftMax pour toutes les valeurs de similarités. D’autres méthodes pour ancrer la distribution $p(u|m)$ doivent être explorées dans de futurs travaux.

contextuel de la préposition.

Durant nos expérimentations⁵, nous avons utilisé les traductions anglaise, allemande et serbe du roman d’aventure de Jules Verne *Le tour du monde en 80 jours*. L’alignement des phrases a été publié dans le jeu de données [LIFAT et al. \(2024\)](#).

4.1 Données de nommage : détection et alignement de prépositions spatiales

Nous avons d’abord collecté les occurrences de prépositions ayant un potentiel sens spatial, en exploitant l’inventaire établi par [Le Pesant \(2012\)](#). Une désambiguïsation a ensuite été menée conjointement par trois annotateurs, jusqu’à ce qu’un accord soit trouvé, et 1 312 prépositions ayant un sens spatial ont été retenues. En utilisant le LLM `mistral-large-2512` ([Mistral AI, 2025](#)) dans une configuration *few-shot* (« par l’exemple »), nous avons ensuite aligné ces termes français avec leurs contreparties anglaises, allemandes et serbes. Le prompt permettant l’alignement est disponible en Annexe A. Afin d’évaluer la qualité de cette étape automatique, nous avons sélectionné aléatoirement un échantillon de 100 alignements, et compté comme erreurs les alignements de prépositions sources avec, soit des prépositions cibles inadéquates, soit des termes d’une autre catégorie grammaticale (des verbes ou des noms par exemple). Cette évaluation donne des scores de 81% pour le français-anglais, 91% pour le français-allemand et 94% pour le français-serbe. Sur les 1 312 prépositions spatiales françaises, 580 ont pu être mises en correspondance dans les trois langues cibles. Le reste a été écarté principalement parce que dans une ou plusieurs langues cibles, la préposition source n’était pas traduite par une préposition. L’écart de performance de l’alignement automatique est abordé dans la section 5.3.

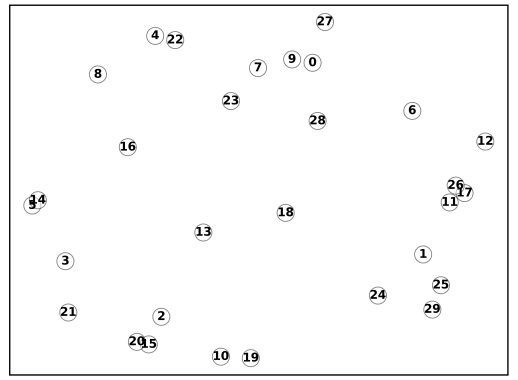
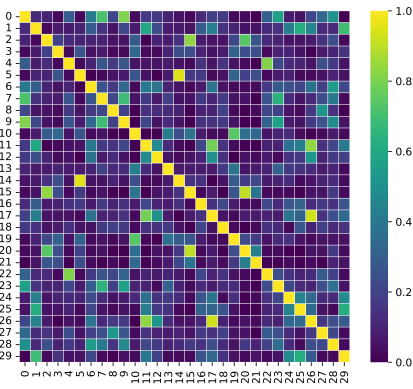
Nous avons en outre calculé des plongements contextuels F_i pour chaque préposition source u_i à partir de `xlm-roberta-large` ([Conneau et al., 2020](#)). Les représentations des quatre dernières couches cachées ont été concaténées, résultant en des représentations vectorielles de taille $d = 4\,096$. Nous avons ensuite effectué un clustering de type K -means ($K = 30$) afin d’obtenir un sous-ensemble de 30 prépositions françaises en contexte, pour la suite de l’analyse. Nos explorations ont permis de déterminer que $K = 30$ reflète à la fois la distribution des prépositions françaises dans le roman de Jules Verne (en termes de fréquences), mais aussi l’espace des plongements vectoriels (une réduction de dimension de cet espace est disponible en Annexe C). Le clustering et la réduction de dimension ont été implémentés avec `scikit-learn` ([Pedregosa et al., 2011](#)).

4.2 Modèles de jugements humains de similarité

Notre objectif est ici de prédire la similarité perçue entre deux relations spatiales exprimées par des prépositions spatiales en contexte. À ces fins, nous avons mis en place une expérience de tri de cartes à partir des $K = 30$ prépositions en contexte obtenues à l’étape précédente. Pour évaluer la faisabilité d’une telle modélisation, nous avons mené cette expérience de manière totalement anonyme (voir section 7), auprès d’une cohorte de collègues ($N = 35$), tous ayant comme langue maternelle la langue française. Les résultats que nous reproduisons ici sont donc à interpréter avec prudence.

Les 30 phrases, avec la préposition spatiale d’intérêt mise en gras, ont été imprimées sur autant de cartes de papier. Les participants ont reçu comme instruction à l’oral de regrouper les billets dans autant de piles qu’il leur paraissait nécessaire en se basant sur la similarité perçue de la relation spatiale évoquée par la préposition. Il leur a été précisé qu’il n’y avait pas de limite de temps, et qu’ils pouvaient modifier leur tri jusqu’à satisfaction. Les instructions complètes (disponibles en

5. Les données et le code sont disponibles (lien anonymisé).



(a) Proportion de participants ($N = 35$) ayant trié les relations spatiales dans la même pile.

(b) Multi-dimensional Scaling de l'espace de similarités

FIGURE 1 – Données empiriques permettant d'estimer la similarité terme-à-terme, issues d'une expérience de tri de cartes avec $N = 35$ participants. Un extrait de chaque phrase (indexées de 0 à 30) est disponible en Annexe B.

Annexe D) étaient imprimées et disponibles devant chaque participant durant l'entière de la tâche. La distribution du nombre de piles produites par les participants est affichée en Annexe E.

En se basant sur l'exploitation des résultats de tri de cartes de [Khetarpal et al. \(2013\)](#), nous définissons la similarité terme à terme $sim_{i,j}$ comme la proportion de participants ayant trié les prépositions u_i et u_j dans la même pile. Une visualisation des proportions sous forme de matrice est donnée en Figure 1a. Un *Multidimensional Scaling* (MDS, ou « Positionnement Multidimensionnel », obtenu avec `scikit-learn`) est affiché à la Figure 1b. L'examen de ces deux visualisations suggère que la structure de l'espace de similarité est complexe et continue, plutôt que discrète et assimilable à l'espace des formes de surface.

Nous avons modélisé ces jugements de similarité en utilisant trois approches, toutes basées sur les plongements contextuels F_i de taille d , calculés en section 4.1. La similarité cosinus joue le rôle de premier modèle et de baseline, et nous l'avons calculée sur des vecteurs centrés et réduits (*z-scoring*, voir [Timkey & van Schijndel \(2021\)](#)). Nous avons comparé cette référence à deux modèles entraînés : une régression Ridge et un modèle de projection de basse-dimensionnalité (réplication de [Jha et al. \(2023\)](#)). La régression Ridge est une simple régression linéaire, qui voit ses coefficients être pénalisés d'un facteur α . Elle est entraînée sur la concaténation du produit de Hadamard $F_i \odot F_j$, leur distance L1 et leur similarité cosinus. Le modèle de projection apprend en revanche une matrice de projection $P \in \mathbb{R}^{D \times d}$ permettant de projeter les plongements contextuels dans un espace de faible dimension D , pour ensuite prédire la similarité $\widehat{sim}_{i,j} = (PF_i)^\top (PF_j)$. Ce modèle minimise la *loss* (« fonction de perte ») d'erreur quadratique moyenne avec régularisation L2 :
$$\min_{\lambda, P} \frac{1}{2} \sum_{i,j} \|sim_{i,j} - \widehat{sim}_{i,j}\|^2 + \lambda \|P\|^2.$$

Les hyperparamètres (incluant le α de la régression Ridge, la dimension de projection D et la pénalité de régularisation λ) ont été optimisés via une validation interne à 6 blocs, et l'erreur de généralisation (mesurée par le ρ de Spearman) a été calculée sur 6 blocs de test externes dans une procédure de validation croisée imbriquée. Les performances des modèles sont rapportées à l'aide du coefficient de corrélation de rang de Spearman ρ , plus adapté à l'évaluation de relations monotones que le r_P de Pearson, qui évalue des relations strictement linéaires ([De Winter et al., 2016](#)). Les résultats indiquent

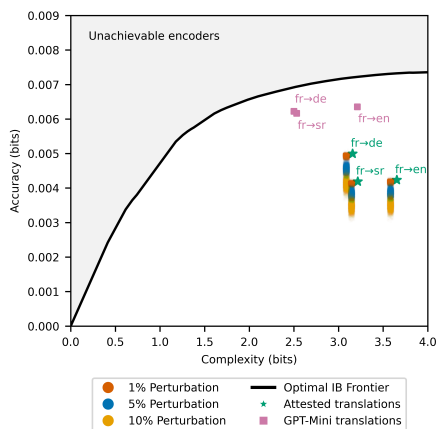
qu’une simple similarité cosinus est faiblement corrélée aux tris que nous avons recueillis ($\rho = 0,079$), tandis que le modèle à projection obtient une forte corrélation de Spearman de $\rho = 0,780 \pm 0,062$, avec une dimension $D = 5$. Les résultats complets sont disponibles en Annexe F.

4.3 Localisation des encodeurs dans le plan Complexité-Précision

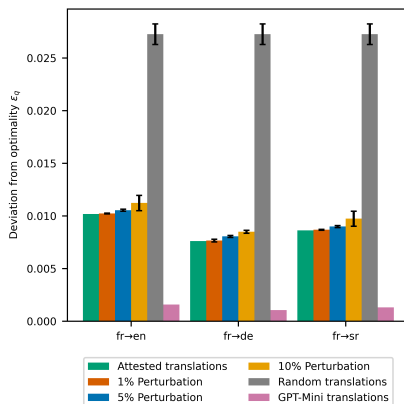
Afin d’estimer l’efficacité relative des traductions authentiques, nous avons généré trois lots de 10 000 traductions hypothétiques en permutant aléatoirement 1, 5 et 10% des lignes des tables d’alignement obtenues en section 4.1. Nous avons aussi généré 100 000 tables d’alignement totalement aléatoires, en suivant une distribution uniforme. Nous avons ensuite calculé la Complexité et la Précision de ces traductions attestées et contre-factuelles, à partir de l’implémentation de [Zaslavsky et al., 2018](#). Enfin, nous avons aussi généré des traductions automatiques des phrases sources avec le LLM `gpt-5-mini-2025-08-07` ([OpenAI, 2025](#)), puis appliqué la même méthodologie qu’aux traductions naturelles.

La frontière optimale a été calculée à partir de l’implémentation de l’algorithme de *reversed deterministic annealing* (« algorithme de recuit déterministe simulé »), en itérant log-linéairement sur 100 valeurs de β comprises entre 2^{20} et 1. Les traductions attestées et contre-factuelles sont affichées sur la Figure 2a. Nous remarquons que les encodeurs attestés sont situés loin de la frontière, et en particulier loin de sa pente la plus prononcée, ce qui sera discuté en section 5.3. Comme les traductions véritablement aléatoires ont produit des scores de Précision bien plus faibles que les autres, elles ne sont pas affichées dans la Figure 2a (leur Précision moyenne était de $2.6 \pm 0.6 \times 10^{-4}$ bits, leur Complexité moyenne de 4.44 ± 0.16 bits, un gros plan est présenté en Annexe G).

Dans le plan d’information, la distance de tout encodeur q à la frontière optimale est définie par son écart à l’optimalité, comme établi par [Zaslavsky et al., 2018](#) : $\epsilon_q = \min_{\beta} \frac{1}{\beta} (\mathcal{F}_{\beta}[q] - \mathcal{F}_{\beta}^*)$. Les écarts entre traductions attestées et contre-factuelles sont présentés dans la Figure 2b. Les résultats indiquent qu’à mesure que le degré de perturbation augmente, l’efficacité de l’encodeur diminue. Nous observons également que les traductions produites par LLM sont situées bien plus proches de la frontière optimale que les traductions naturelles.



(a) Plan informationnel Complexité-Précision. Les étoiles et les points sont légèrement décalés le long de l’axe de Complexité à des fins de visualisation.



(b) Déviation de l’optimalité des traductions attestées, des variantes hypothétiques, des traductions aléatoires et traductions automatiques. Les barres noires indiquent l’écart type.

FIGURE 2 – Où se situent les traductions attestées et aléatoires relativement à l’optimalité ?

5 Discussion

5.1 Caractérisation de la traduction de prépositions spatiales

La détection automatique et l’alignement de prépositions spatiales dans des bitextes n’ont été que peu étudiés, jusqu’aux travaux récents de [Viechnicki et al. \(2024\)](#) et [Beekhuizen \(2025\)](#). Concernant la détection, nous n’avons pas appliqué de filtrage syntaxique aux phrases sources, contrairement à ce qui précède. Nous justifions ce choix de design avec l’observation suivante : les termes spatiaux apparaissent dans une grande variété de contextes syntaxiques. Ils sont parfois constitués de simples termes (*sur, dans*), ou bien de plusieurs termes comme dans des locutions nominales (*à bord du, au milieu de*, voir [Aurnague et al. \(2000\)](#)). En ce qui concerne l’alignement, [Viechnicki et al. \(2024\)](#) utilise l’outil d’alignement mot-à-mot `GIZA++` ([Och & Ney, 2003](#)). Le modèle RUMTE proposé par [Beekhuizen \(2025\)](#) évite l’alignement mot-à-mot traditionnel, en identifiant des associations statistiques en marqueurs de relations spatiales. La comparaison directe de performance entre ces méthodes et la nôtre n’est pas aisée, parce que les travaux précédents examinent des langues morphologiquement plus complexes que celles de cette étude. Si notre pipeline introduit une dépendance à un LLM, il a toutefois l’avantage de pouvoir être généralisé simplement à tout nouveau bitexte sans nécessiter de modélisation morphologique spécifique.

5.2 Estimation de la similarité entre les relations spatiales

La corrélation entre d’une part la contiguïté des jugements de similarité sémantique de paires de mots, et d’autre part la contiguïté de leurs représentations vectorielles, a largement été explorée, avec des plongements statiques ([Hill et al., 2015](#)), contextuels, ainsi que des plongements dérivés des modèles de LLM ([Nair et al., 2020](#); [Marjeh et al., 2022](#)). Mais ces travaux analysent des termes en isolation. Plus spécifique à notre cas d’étude, la similarité de termes en contexte a été évaluée par des sujets humains dans de nombreuses expériences, et publiés dans des jeux de données ([Huang et al., 2012](#); [Pilehvar & Camacho-Collados, 2019](#); [Armendariz et al., 2020](#); [Vulić et al., 2020](#)). Toutefois, ces travaux se focalisent sur des noms, des adjectifs ou des verbes, tandis que notre étude aborde la question des relations entre les entités du discours, marquées par des prépositions.

Notre modélisation de la similarité montre qu’une simple similarité cosinus ne corrèle pas avec les tris de carte recensés, tandis que le modèle de projection de basse dimensionnalité atteint une corrélation de Spearman élevée, $\rho = 0,7800 \pm 0,0622$. Il est intéressant de noter que le score de corrélation le plus élevé est atteint pour une dimension de projection faible ($D = 5$), ce qui suggère que davantage de dimensions conduisent probablement à un sur-apprentissage des données d’entraînement. Ces résultats indiquent que les projections pourraient être plus efficaces qu’une simple similarité cosinus pour prédire des similarités contextuelles dans le domaine des relations spatiales.

Nous reconnaissons deux limitations majeures à cette modélisation. Premièrement, malgré un choix réfléchi des 30 relations spatiales, ce sous-ensemble ne peut refléter que partiellement le domaine sémantique des relations spatiales. Deuxièmement, ce sous-ensemble de prépositions en contexte n’est qu’un échantillon de la diversité de moyens linguistiques permettant d’encoder des relations spatiales. En première étape, nous nous sommes concentrés sur les prépositions, marqueurs canoniques, mais il faudra dans de futures études intégrer par exemple les interactions entre les prépositions et les verbes ([Talmy, 1983](#); [Aurnague, 2012](#)).

5.3 Efficience des traductions attestées

Les résultats suggèrent que les systèmes attestés ont tendance à faire preuve d’efficience dans l’encodage des relations spatiales. Dans le plan Complexité-Précision, nous observons en effet que les traductions attestées se situent nettement plus proches de la frontière d’optimalité que les traductions totalement aléatoires. Afin de vérifier si cette efficience relative des traductions attestées n’est pas une caractéristique partagée par tous les encodeurs « raisonnables », nous avons généré et localisé des alternatives contre-factuelles à différents niveaux de perturbation. Les résultats de la Figure 2b indiquent clairement que lorsque le degré de perturbation augmente, la déviation de l’optimalité augmente elle aussi. Nous pensons que cette comparaison avec des encodeurs hypothétiques bénéficierait de l’inclusion d’une baseline telle qu’une association surjective entre les sens et les termes (comme proposé par Strickland & Chemla (2018)). Cette baseline reviendrait à faire l’hypothèse d’un encodeur déterministe (Strouse & Schwab, 2017). Nous envisageons également de quantifier l’influence de la géométrie de l’espace des similarité sur ces résultats. Notons également que l’écart de Complexité entre les traductions naturelles anglaises *versus* allemandes et serbes est conservé lorsque l’on considère les traductions générées par LLM (cf Figure 2a). Nous avançons comme explication que le LLM, par son apprentissage statistique, reflète un encodeur linguistique anglais plus complexe que ses équivalents allemands et serbes, au sens de l’IB.

Nous abordons enfin l’écart entre optimalité et traductions attestées. Cette question est au carrefour de la recherche sur l’économie langagière et le processus de traduction (Teich *et al.*, 2020). La traduction est influencée par des processus cognitifs comme le niveau de maîtrise du traducteur (Lim *et al.*, 2024), mais notamment des motivations stylistiques dans le cadre de la traduction de roman. Nos observations faites en travaillant sur les bitextes de LIFAT *et al.* (2024) illustrent le propos : là où les traducteurs des versions allemandes et serbes ont adopté une stratégie stylistiquement conservatrice, la version anglaise est bien plus « libre », ajoute et retranche des détails. Ces divergences ont d’ailleurs été explicitement annotées par LIFAT *et al.* (2024), mais n’apparaissent que dans la version anglaise. En des termes de théorie de l’information, ces changements de sens représentent une déviation d’une stricte efficience communicative, puisque le traducteur a privilégié une élaboration sémantique ou une expressivité à la traduction efficiente qui définit les solutions de l’équation 1. Nous observons d’ailleurs que les traductions générées par LLM (parfois qualifiés de *translationese*, « littéralisme ») se situent bien plus proches de la frontière optimale que les versions de traducteurs humains. Nous estimons que cet écart illustre également la question stylistique, en faisant l’hypothèse raisonnable qu’un LLM aura moins tendance à diverger de la phrase source, que dans le cadre d’une traduction humaine de roman d’aventure. Davantage d’analyses qualitatives confirmeraient ce dernier point.

6 Conclusion

Nous proposons une nouvelle méthodologie pour analyser l’efficience communicative grâce à des données de traduction. Nous l’avons appliquée aux traductions de prépositions spatiales françaises dans trois langues cibles, au prisme de la théorie de l’Information Bottleneck. Nos résultats suggèrent que la traduction des prépositions est soumise à une pression de compromis entre l’informativité et la simplicité. Ces résultats préliminaires, comme d’autres issus de la littérature sur l’IB appliquée au langage, convergent en faveur d’une efficience du langage, c’est-à-dire d’une pression à l’économie langagière. Il faut néanmoins prolonger cette étude à d’autres paires de langages, typologiquement distantes, pour vérifier si cette pression est universelle. Enfin, notre approche offre un moyen réaliste d’explorer l’efficience de systèmes linguistiques naturels et artificiels à grande échelle, au-delà des données de nommage, tout en restant ancré dans le discours naturel.

7 Considérations éthiques

Lors de l'expérience de tri de cartes, les seules données récoltées ont été les listes de numéros de phrases. Ces données ont été totalement anonymisées, de sorte qu'aucune donnée personnelle n'a été conservée. Cette expérience n'entre donc pas dans le cadre du Règlement Général de Protection des Données (RGPD, Régulation EU 2016/679). Informés de ce qui précède, le consentement écrit a été obtenu auprès des participants. Au regard du risque minime encouru lors de cette étude pilote, nous n'avons pas estimé nécessaire de solliciter un comité d'éthique de la recherche.

Références

- ARMENDARIZ C. S., PURVER M., ULČAR M., POLLAK S., LJUBEŠIĆ N. & GRANROTH-WILDING M. (2020). CoSimLex : A resource for evaluating graded word similarity in context. In N. CALZOLARI, F. BÉCHET, P. BLACHE, K. CHOUKRI, C. CIERI, T. DECLERCK, S. GOGGI, H. ISAHARA, B. MAEGAARD, J. MARIANI, H. MAZO, A. MORENO, J. ODIJK & S. PIPERIDIS, Éd.s., *Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference*, p. 5878–5886, Marseille, France : European Language Resources Association.
- AURNAGUE M. (2012). De l'espace à l'aspect : les bases ontologiques des procès de déplacement. *Corela. Cognition, représentation, langage*, (HS-12).
- AURNAGUE M., BOULANOUAR K., NESPOULOUS J.-L., BORILLO A. & BORILLO M. (2000). Spatial semantics : the processing of internal localization nouns. *Cahiers de Psychologie Cognitive-Current Psychology of Cognition*, **19**(1), 69–110.
- BEEKHUIZEN B. (2025). Spatial relation marking across languages : extraction, evaluation, analysis. In G. BOLEDA & M. ROTH, Éd.s., *Proceedings of the 29th Conference on Computational Natural Language Learning*, p. 571–585, Vienna, Austria : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2025.conll-1.37](https://doi.org/10.18653/v1/2025.conll-1.37).
- BORILLO A. (1998). *L'espace et son expression en français*. Editions Ophrys.
- BRYLSBAERT M., WARRINER A. B. & KUPERMAN V. (2014). Concreteness ratings for 40 thousand generally known English word lemmas. *Behavior Research Methods*, **46**(3), 904–911. DOI : [10.3758/s13428-013-0403-5](https://doi.org/10.3758/s13428-013-0403-5).
- CHEN S., FUTRELL R. & MAHOWALD K. (2023). An information-theoretic approach to the typology of spatial demonstratives. *Cognition*, **240**, 105505. DOI : [10.1016/j.cognition.2023.105505](https://doi.org/10.1016/j.cognition.2023.105505).
- CONNEAU A., KHANDELWAL K., GOYAL N., CHAUDHARY V., WENZEK G., GUZMÁN F., GRAVE E., OTT M., ZETTMLOYER L. & STOYANOV V. (2020). Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale. In D. JURAFSKY, J. CHAI, N. SCHLUTER & J. TETREULT, Éd.s., *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, p. 8440–8451, Online : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2020.acl-main.747](https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.747).
- COVER T. M. (1999). *Elements of information theory*. John Wiley & Sons.
- DE WINTER J. C., GOSLING S. D. & POTTER J. (2016). Comparing the pearson and spearman correlation coefficients across distributions and sample sizes : A tutorial using simulations and empirical data. *Psychological methods*, **21**(3), 273.
- GIBSON E., FUTRELL R., PIANTADOSI S. P., DAUTRICHE I., MAHOWALD K., BERGEN L. & LEVY R. (2019). How efficiency shapes human language. *Trends in cognitive sciences*, **23**(5), 389–407.

GROUP PRAGGELJAZ (2007). MIP : A Method for Identifying Metaphorically Used Words in Discourse. *Metaphor and Symbol*, **22**(1), 1–39. DOI : [10.1080/10926480709336752](https://doi.org/10.1080/10926480709336752).

GUALDONI E., KEMP C., XU Y. & BOLEDA G. (2023). Quantifying informativeness of names in visual space. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, volume 45.

HILL F., REICHART R. & KORHONEN A. (2015). Simlex-999 : Evaluating semantic models with (genuine) similarity estimation. *Computational Linguistics*, **41**(4), 665–695.

HUANG E., SOCHER R., MANNING C. & NG A. (2012). Improving word representations via global context and multiple word prototypes. In H. LI, C.-Y. LIN, M. OSBORNE, G. G. LEE & J. C. PARK, Éd.s., *Proceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1 : Long Papers)*, p. 873–882, Jeju Island, Korea : Association for Computational Linguistics.

JHA A., PETERSON J. C. & GRIFFITHS T. L. (2023). Extracting Low-Dimensional Psychological Representations from Convolutional Neural Networks. *Cognitive Science*, **47**(1), e13226. DOI : [10.1111/cogs.13226](https://doi.org/10.1111/cogs.13226).

KEMP C., XU Y. & REGIER T. (2018). Semantic Typology and Efficient Communication. *Annual Review of Linguistics*, **4**(1), 109–128. DOI : [10.1146/annurev-linguistics-011817-045406](https://doi.org/10.1146/annurev-linguistics-011817-045406).

KHETARPAL N., NEVEU G., MAJID A., MICHAEL L. & REGIER T. (2013). Spatial terms across languages support near-optimal communication : Evidence from Peruvian Amazonia, and computational analyses. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, volume 35. Issue : 35.

KIRBY S., TAMARIZ M., CORNISH H. & SMITH K. (2015). Compression and communication in the cultural evolution of linguistic structure. *Cognition*, **141**, 87–102.

LANDAU B. & JACKENDOFF R. (1993). “What” and “where” in spatial language and spatial cognition. *Behavioral and Brain Sciences*, **16**(2), 217–238. DOI : [10.1017/S0140525X00029733](https://doi.org/10.1017/S0140525X00029733).

LANGLOIS T. A., LEVY R., SEETHAPATHI N. & ZASLAVSKY N. (2025). Efficient compression in locomotion verbs across languages. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, volume 47.

LE PESANT D. (2012). Essai de classification des prépositions de localisation. In *3ème Congrès Mondial de Linguistique Française (CMLF 2012)*, p. 921–936.

LEVINSON S. C. (2003). *Space in language and cognition : Explorations in cognitive diversity*, volume 5. Cambridge University Press.

LEVINSON S. C., MEIRA S. *et al.* (2003). ‘natural concepts’ in the spatial topological domain—adpositional meanings in crosslinguistic perspective : An exercise in semantic typology. *Language*, **79**(3), 485–516.

LIFAT, LLL & UNIVERSITÉ DE BELGRADE (2024). En80jours. ORTOLANG (Open Resources and TOols for LANGuage) –www.ortolang.fr.

LIM Z. W., VYLOMOVA E., COHN T. & KEMP C. (2024). Simpson’s Paradox and the Accuracy-Fluency Tradeoff in Translation. In L.-W. KU, A. MARTINS & V. SRIKUMAR, Éd.s., *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2 : Short Papers)*, p. 92–103, Bangkok, Thailand : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2024.acl-short.9](https://doi.org/10.18653/v1/2024.acl-short.9).

MARJIEH R., VAN RIJN P., SUCHOLUTSKY I., SUMERS T. R., LEE H., GRIFFITHS T. L. & JACOBY N. (2022). Words are all you need ? language as an approximation for human similarity judgments. *arXiv preprint arXiv :2206.04105*.

MISTRAL AI (2025). Introducing mistral 3. Mistral Documentation.

- MOLLIKA F., BACON G., ZASLAVSKY N., XU Y., REGIER T. & KEMP C. (2021). The forms and meanings of grammatical markers support efficient communication. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **118**(49), e2025993118.
- NAIR S., SRINIVASAN M. & MEYLAN S. (2020). Contextualized Word Embeddings Encode Aspects of Human-Like Word Sense Knowledge. In M. ZOCK, E. CHERSONI, A. LENCI & E. SANTUS, Éd.s., *Proceedings of the Workshop on the Cognitive Aspects of the Lexicon*, p. 129–141, Online : Association for Computational Linguistics.
- OCH F. J. & NEY H. (2003). A systematic comparison of various statistical alignment models. *Computational linguistics*, **29**(1), 19–51.
- OPENAI (2025). Openai for developers. OpenAI Documentation.
- PEDREGOSA F., VAROQUAUX G., GRAMFORT A., MICHEL V., THIRION B., GRISEL O., BLONDEL M., PRETTENHOFER P., WEISS R., DUBOURG V., VANDERPLAS J., PASSOS A., COURNAPÉAU D., BRUCHER M., PERROT M. & DUCHESNAY E. (2011). Scikit-learn : Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, **12**, 2825–2830.
- PILEHVAR M. T. & CAMACHO-COLLADOS J. (2019). WiC : the word-in-context dataset for evaluating context-sensitive meaning representations. In J. BURSTEIN, C. DORAN & T. SOLORIO, Éd.s., *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, p. 1267–1273, Minneapolis, Minnesota : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/N19-1128](https://doi.org/10.18653/v1/N19-1128).
- STRICKLAND B. & CHEMLA E. (2018). Cross-linguistic regularities and learner biases reflect “core” mechanics. *PLOS ONE*, **13**(1), e0184132. Publisher : Public Library of Science (PLoS), DOI : [10.1371/journal.pone.0184132](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0184132).
- STROUSE D. J. & SCHWAB D. J. (2017). The deterministic information bottleneck. *Neural computation*, **29**(6), 1611–1630.
- TALMY L. (1983). *How Language Structures Space*, In H. L. PICK & L. P. ACREDOLO, Éd.s., *Spatial Orientation : Theory, Research, and Application*, p. 225–282. Springer US : Boston, MA. DOI : [10.1007/978-1-4615-9325-6_11](https://doi.org/10.1007/978-1-4615-9325-6_11).
- TEICH E., MARTÍNEZ J. M. & KARAKANTA A. (2020). Translation, information theory and cognition. In *The Routledge Handbook of Translation and Cognition*. Routledge. Num Pages : 16.
- TIMKEY W. & VAN SCHIJNDEL M. (2021). All bark and no bite : Rogue dimensions in transformer language models obscure representational quality. In M.-F. MOENS, X. HUANG, L. SPECIA & S. W.-T. YIH, Éd.s., *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, p. 4527–4546, Online and Punta Cana, Dominican Republic : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2021.emnlp-main.372](https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.372).
- TISHBY N., PEREIRA F. C. & BIALEK W. (2000). The information bottleneck method. *arXiv preprint physics/0004057*.
- VANDELOISE C. (1991). *Spatial prepositions : A case study from French*. University of Chicago Press.
- VIECHNICKI P., DUH K., KOSTACOS A. & LANDAU B. (2024). Large-Scale Bitext Corpora Provide New Evidence for Cognitive Representations of Spatial Terms. In Y. GRAHAM & M. PURVER, Éd.s., *Proceedings of the 18th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (Volume 1 : Long Papers)*, p. 1089–1099, St. Julian’s, Malta : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2024.eacl-long.66](https://doi.org/10.18653/v1/2024.eacl-long.66).

VULIĆ I., BAKER S., PONTI E. M., PETTI U., LEVIANT I., WING K., MAJEWSKA O., BAR E., MALONE M., POIBEAU T. *et al.* (2020). Multi-simlex : A large-scale evaluation of multilingual and crosslingual lexical semantic similarity. *Computational Linguistics*, **46**(4), 847–897.

ZASLAVSKY N. (2019). *Information-theoretic principles in the evolution of semantic systems*. Thèse de doctorat, The Hebrew University of Jerusalem Jerusalem, Israel.

ZASLAVSKY N., KEMP C., REGIER T. & TISHBY N. (2018). Efficient compression in color naming and its evolution. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **115**(31), 7937–7942. DOI : [10.1073/pnas.1800521115](https://doi.org/10.1073/pnas.1800521115).

Annexes

A Prompt pour l'alignement français-anglais

ALIGNMENT OF SPATIAL TERMS

You are an expert linguist and translator specialised in French and English. French is always the source language, and the target language is English. You will be provided with a source sentence in French, and the target sentence in English. In the source sentence, a spatial term is wrapped with `<loc>` and `</loc>`. This spatial term marks a concrete spatial relationship.

Your task : align the spatial term in the source sentence with its translation in the target sentence, if any.

How : wrap with `<loc>` and `</loc>` the corresponding spatial term in the target sentence, if any. Also return the normalized form of the target spatial term (e.g., "on the right of" to "on the right").

Constraints :

1. Spatial terms only include prepositions, adverbs, and locutions.
2. Zero-alignment : if you cannot find an adequate spatial term in the target sentence corresponding to the translation of the source spatial term, don't wrap anything in `<loc>` from the target sentence and return 'None' for the normalized form.
3. If the meaning of the source spatial term is translated only by a verb or a noun in the target sentence, don't wrap anything in `<loc>` from the target sentence and return 'None' for the normalized form.

Example 1 : basic alignment

```
INPUT = { "source_sentence" : "Passepartout demeura seul <loc>dans</loc> la maison de Saville-row", "target_sentence" : "Passepartout remained alone in the house of Saville-row", }
```

```
OUTPUT = { "target_sentence" : "Passepartout remained alone <loc>in</loc> the house of Saville-row", "target_normalized_term" : "in" }
```

Example 2 : zero-alignment

```
INPUT = { "source_sentence" : "Il rentra <loc>chez</loc> lui à dix heures.", "target_sentence" : "He returned home at ten o'clock.", }
```

```
OUTPUT = { "target_sentence" : "He returned home at ten o'clock.", "target_normalized_term" : "None" }
```

Example 3 : complex locution

INPUT = { "source_sentence" : "Au moment où l'Henrietta appareillait,tous quatre étaient <loc>à bord</loc>.", "target_sentence" : "all four were aboard at the moment when the Henrietta was setting sail.", }

OUTPUT = { "target_sentence" : "all four were <loc>aboard</loc> at the moment when the Henrietta was setting sail.", "target_normalized_term" : "aboard" }

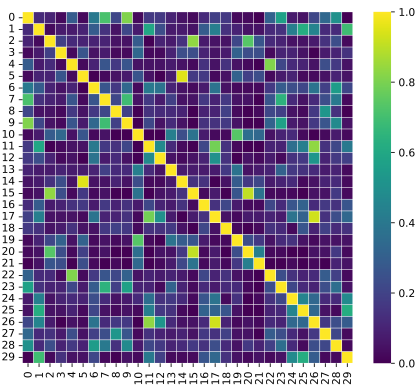
Example 4 : zero-alignment

INPUT = { "source_sentence" : "Il a marché <loc>jusqu'à</loc> la ville.", "target_sentence" : "He reached the city by foot.", }

OUTPUT = { "target_sentence" : "He reached the city by foot.", "target_normalized_term" : "None" }

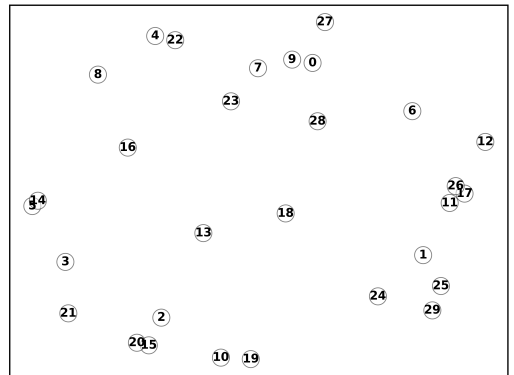
Now is your turn. Provide the output in JSON format as in the examples.

B Résultats de l'expérience de tri de cartes



(a) Proportion de participants ($N = 35$) ayant trié les relations spatiales dans la même pile.

- 0: et prit place **sur** la passerelle
- 1: car **dans** cet immense et admirable port de New York
- 2: le guide dirigerait l'éléphant **vers** la pagode
- 3: ce voyage s'accomplissait régulièrement **autour du** monde
- 4: **sous** ses goélettes, l'Henrietta marcha
- 5: **entre** ces deux importantes cités
- 6: il avait pu s'embarquer **à bord du** Rangoon
- 7: **sur** le bûcher enflammé se détachait alors le corps
- 8: Phileas Fogg prit une chaise et s'assit **près de** la cheminée
- 9: je ne le vois jamais **sur** le pont
- 10: et **par** Rock-Island, il entra dans l'Illinois
- 11: Je suis resté couché **dans** ma cabine
- 12: Étant entré **chez** un barbier chinois pour se faire raser
- 13: la vapeur s'échappait **par** les soupapes
- 14: qui s'étendent **entre** le Japon et le Nouveau Monde



(b) Multi-dimensional Scaling de l'espace de similarités

- 15: un paquebot qui ne partait que le lendemain [...] **pour** Hong-Kong.
- 16: se trouver [...] **au milieu** de voyageurs
- 17: descendirent le pauvre garçon **dans** une cabine des secondes
- 18: un bruit retentit **au – dehors**
- 19: il reprit la direction de l'est **à travers** le massif
- 20: dût-il pousser **jusqu'à** Macao
- 21: un parcours de deux cent vingt milles **depuis** Hong-Kong
- 22: la tête de la procession apparut **sous** les arbres
- 23: couraient **sur** des tuyaux de pipe
- 24: se maintenait **dans** la ligne droite
- 25: La goélette [...] semblait voler **dans** l'air
- 26: descendre **dans** la cabine
- 27: il s'arrêtait **devant** une vaste case
- 28: Au lieu d'arriver **sur** l'Henrietta
- 29: encore en faveur **dans** le Céleste Empire

FIGURE B-1 – Données empiriques permettant d'estimer la similarité terme-à-terme, issues d'une expérience de tri de cartes avec $N = 35$ participants

C Réduction de dimension de l'espace des plongements vectoriels

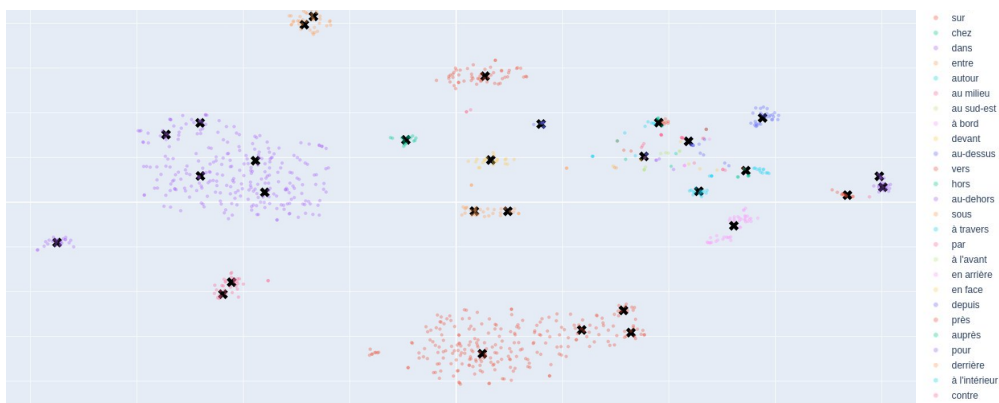


FIGURE C-1 – Réduction de dimension de l'espace des plongements vectoriels des prépositions les plus fréquentes. 30 centroïdes du K-mean clustering sont affichés avec des croix noires. La réduction de dimension est calculée avec l'algorithme t-SNE. Les plongements sont calculés à partir de `xlm-roberta-large`

D Instructions pour le tri de cartes

Instructions telles qu'imprimées pour chaque participant : "Sur chaque billet est exprimée une relation spatiale entre 2 entités. Une préposition en gras vous signale cette relation. Formez des piles regroupant les relations spatiales qui expriment des configurations spatiales similaires. Vous pouvez faire autant de piles que vous le souhaitez (y compris des piles d'un seul billet si une relation vous semble unique). Le numéro sur les billets est aléatoire."

E Résultats du tri de carte

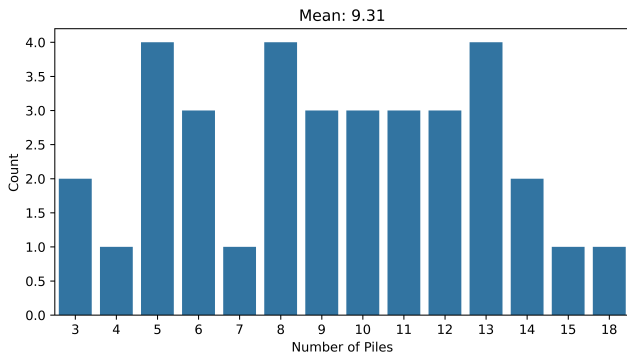


FIGURE E-1 – Distribution du nombre de piles produites par les participants (N=35).

F Performances des modèles de prédiction de similarité contextuelle

Modèle	ρ
Similarité Cosinus (Baseline)	0.079
Regression Ridge	0.647 ± 0.056
Projection de basse-dimensionnalité	
$D = 1$	0.263 ± 0.140
$D = 5$	0.780 ± 0.062
$D = 10$	0.762 ± 0.053
$D = 15$	0.751 ± 0.053
$D = 20$	0.749 ± 0.034
$D = 50$	0.648 ± 0.070
$D = 100$	0.578 ± 0.101

TABLE 3 – Corrélation de rang de Spearman ρ entre les similarités prédites par le modèle et les jugements humains de tri de cartes. Tous les modèles prennent en entrée des paires de plongements contextuels. La performance des modèles entraînés est calculée par validation croisée imbriquée à 6 blocs. Davantage d'expérimentations avec D variant de 1 à 20 confirment que $D = 5$ obtient la meilleure corrélation.

G Gros plan sur les encodeurs aléatoires

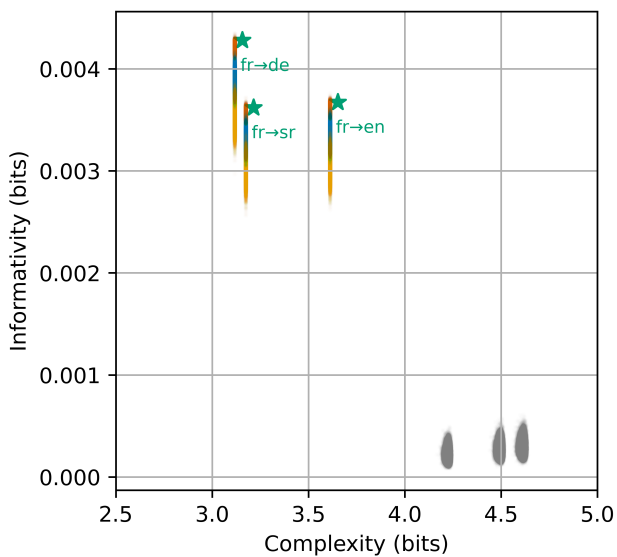


FIGURE G-1 – Plan informationnel Complexité-Précision. Les étoiles et les points sont légèrement décalés le long de l'axe de Complexité à des fins de visualisation. Les traductions attestées sont affichées comme des étoiles vertes, les 100 000 encodeurs aléatoire comme des points gris.