

Traduction automatique Grands modèles de langue autorégressifs

Enzo Doyen

enzo.doyen@unistra.fr

2025-07-20

III Plan

- I. Principes de base des modèles de langue autorégressifs
- II. Émergence des modèles à base d'instructions
- III. Grands modèles de langue et applicabilité à la traduction



I. Principes de base des modèles de langue autorégressifs

Modèles de langue

Un modèle de langue est, traditionnellement, un modèle statistique qui prédit la probabilité d'une séquence de mots.

Soit V l'ensemble du vocabulaire, un modèle de langue p est une fonction qui associe à chaque séquence de mots $w_1,...,w_n\in V$ une probabilité (un nombre entre 0 et 1) :

$$p(w_1, ..., w_n)$$

Modèles de langue : exemple

Prenons un vocabulaire $V = \{la, verte, maison, verrerie, est\}.$

Différentes probabilités pourront être assignées par le modèle de langue :

- p(la, maison, est, verte) = 0.08
- p(la, verrerie, est, verte) = 0.01
- p(verrerie, est, maison, la) = 0.0001

Les probabilités sont apprises à partir d'entrainement sur de grands corpus.

Modèles de langue autorégressifs

Un modèle de langue autorégressif est un modèle de langue qui prédit la probabilité d'un mot en fonction des mots précédents.

En appliquant la règle de la dérivation en chaine (*chain rule*), on peut écrire la probabilité d'une séquence de mots comme suit :

$$= P(w_1...w_n) = P(w_1)P(w_2 \mid w_1)...P(w_n \mid w_1,...,w_n - 1)$$

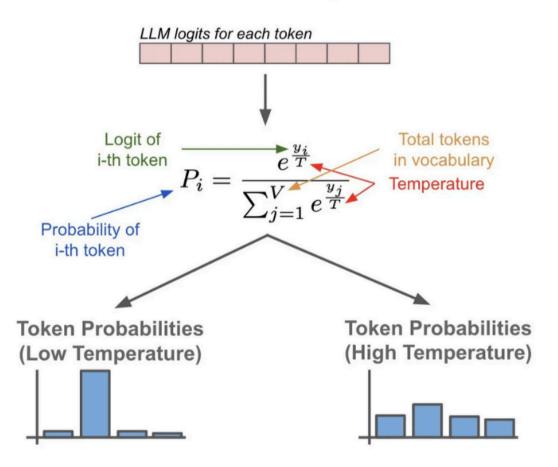
De manière simplifiée :

$$= \prod_{t=1}^{n} P(w_t \mid \mathbf{w} <_t)$$

□ Température

La température T est un paramètre utilisé pour contrôler la diversité des tokens générés par le modèle de langue ; plus la température est élevée, plus le modèle est susceptible de générer des tokens moins probables par rapport à ce qui a été observé dans les données d'entrainement, ce qui ajoute de la variation.

Softmax with Temperature



Source: https://medium.com/@amansinghalml_33304/temperature-llms-b41d75870510

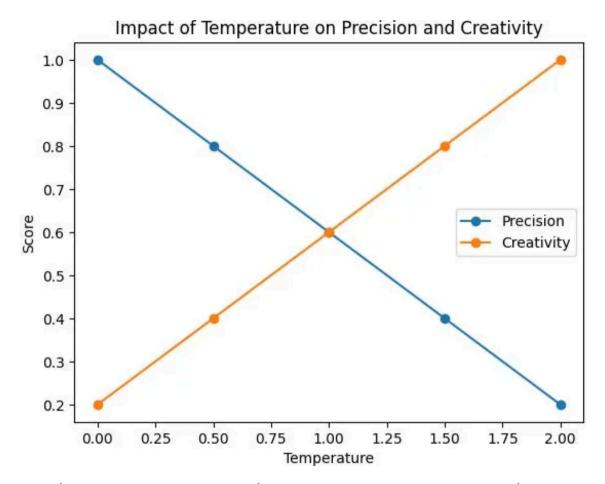
□ Température

La température T est un paramètre utilisé pour contrôler la diversité des tokens générés par le modèle de langue ; plus la température est élevée, plus le modèle est susceptible de générer des tokens moins probables par rapport à ce qui a été observé dans les données d'entrainement, ce qui ajoute de la variation.

T=0: choisit toujours le token le plus probable.

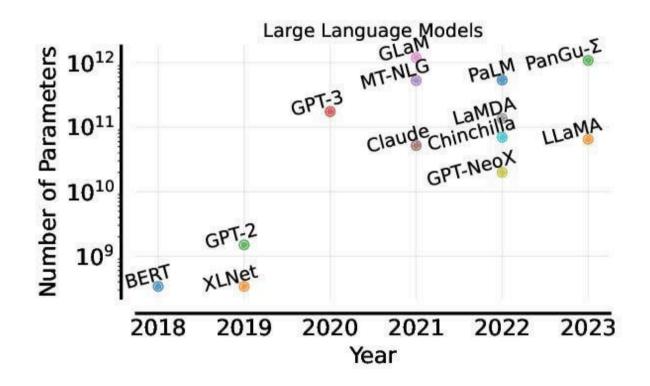
T=1 : distribution de probabilité normale.

T>1: distribution de probabilité plus uniforme, donc plus de diversité.



Source : https://nihar-palem.medium.com/understanding-temperature-in-language-models-llms-67079f1d6193

Taille des modèles de langue et évolution



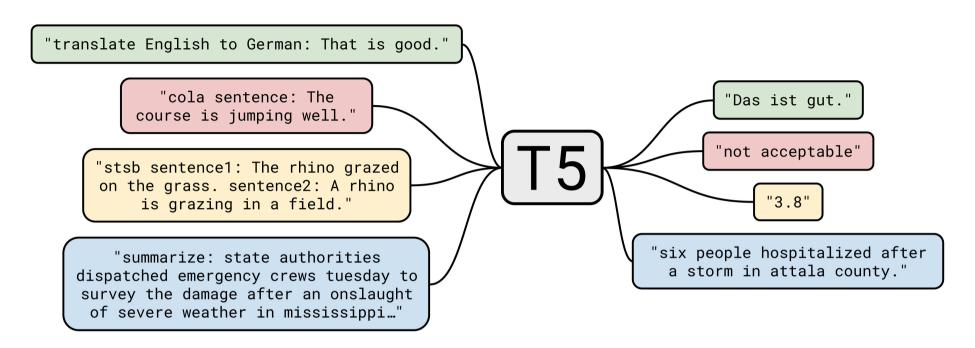
Source: Agarwal et al. (2023)

护

II. Émergence des modèles à base d'instructions

Modèles de langue multitâches

À partir de 2019, développement de modèles de langue Transformer séquence-à-séquence (comme T5), capables de répondre à plusieurs types de tâches différentes.

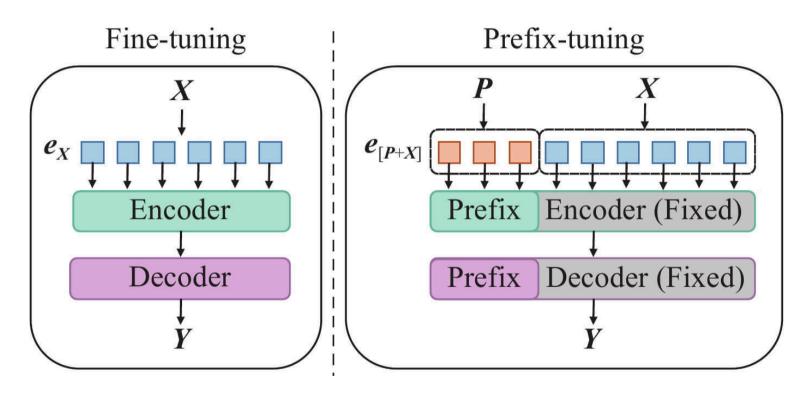


Source: Raffel et al. (2020)

Modèles de langue multitâches

- Émergence du concept d'« instruction » (ou « prompt ») pour guider le modèle de langue dans la tâche à accomplir, sous le nom de prefix-tuning (Li et Liang, 2021).
- Tokens « virtuels » qui conditionnent les réponses du modèle : ce sont en fait des vecteurs appris pendant l'entrainement et utilisés comme paires clé/valeur dans le mécanisme d'attention.
- Les poids du modèle restent inchangés (contrairement à de l'affinage).

Prefix-tuning



Source: Chen et al. (2023)

Few-shot prompting (Brown et al., 2020)

Zero-Shot No Examples Prompt: Translate the following English text to French: "The weather is beautiful today."

Le temps est magnifique

aujourd'hui.



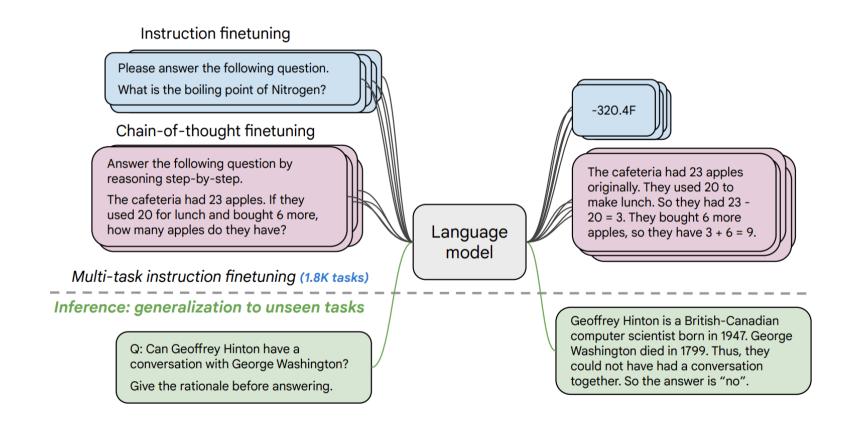
One-Shot 1 Example



Modèles à base d'instructions

 Modèles de langue préentrainés, puis affinés sur des tâches spécifiques en utilisant de grands jeux de données de questions-réponses.

Modèles à base d'instructions





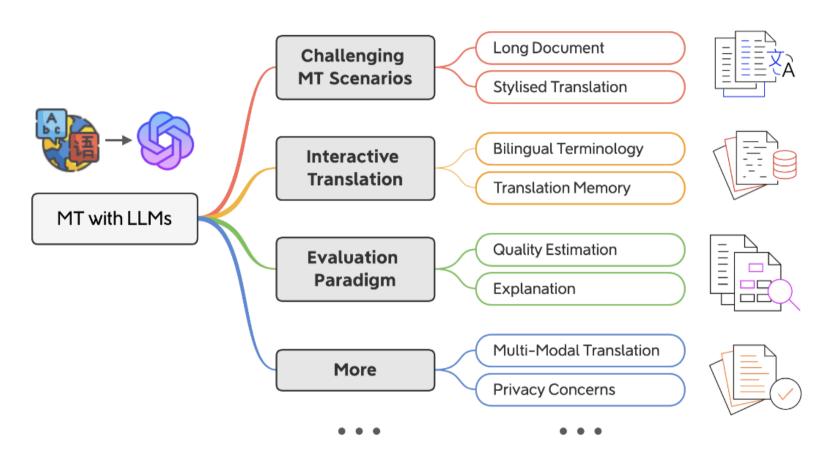
III. Grands modèles de langue et applicabilité à la traduction

☐ Grands modèles de langue : la panacée ?

A Paradigm Shift: The Future of Machine Translation Lies with Large Language Models

Chenyang Lyu¹, Zefeng Du², Jitao Xu³, Yitao Duan³, Minghao Wu⁴, Teresa Lynn¹, Alham Fikri Aji¹, Derek F. Wong², Longyue Wang⁵

Source : Lyu et al. (2024)

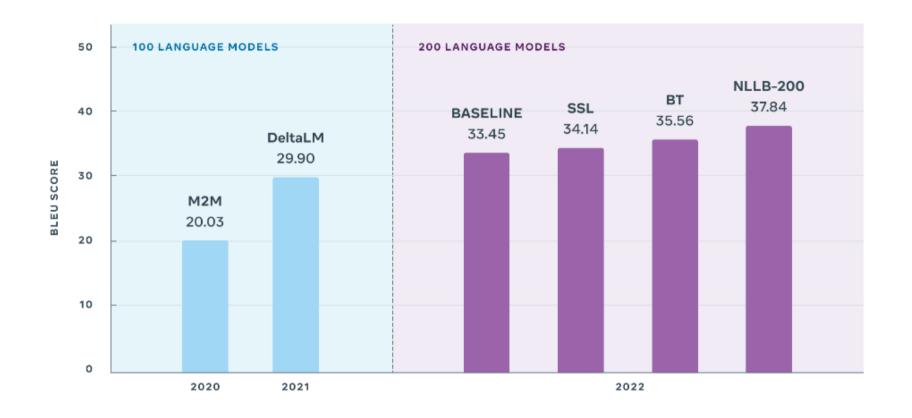


Source : Lyu et al. (2024)

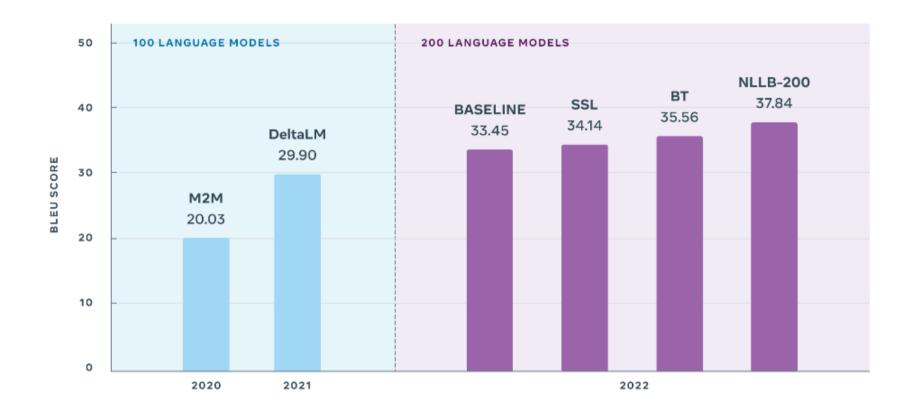
NLLB-200 (No Language Left Behind) de Meta: modèle de langue de traduction avec 200 langues

Research

200 languages within a single AI model: A breakthrough in high-quality machine translation

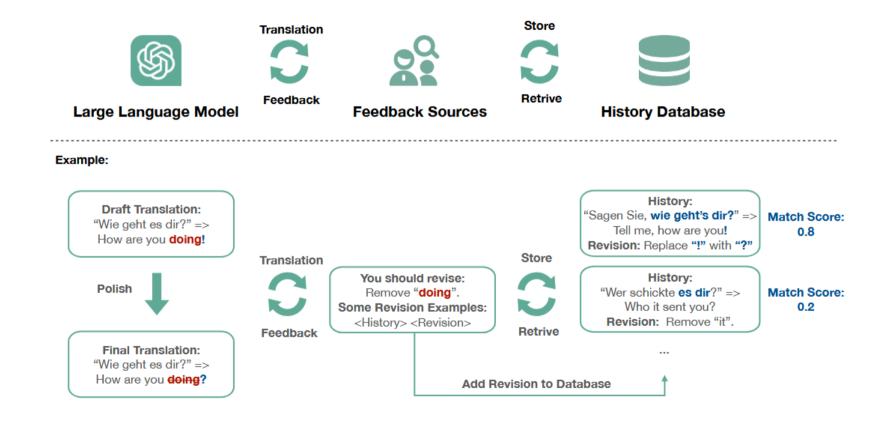


This graphic shows average BLEU score on FLORES-101 translations to and from English into 100 languages. On the left there are two published state-of-the-art models, M2M and Delta LM, that support 100 languages. Models on the right support 200 languages: A baseline



This graphic shows average BLEU score on FLORES-101 translations to and from English into 100 languages. On the left there are two published state-of-the-art models, M2M and Delta LM, that support 100 languages. Models on the right support 200 languages: A baseline

† Implémentation human-in-the-loop



† Implémentation human-in-the-loop: intégration aux plateformes de traduction

Sélectionnez le sujet principal de votre événement ou de votre annonce. La catégorie que vous sélectionnez doit généralement correspondre à celle que vous décrivez dans le titre de votre événement et dans l'illustration de votre image de couverture.



Sélectionnez le sujet principal de votre événement ou annonce. La catégorie que vous sélectionnez devrait généralement correspondre à ce que vous décrivez dans le titre de votre événement et dans l'œuvre pour votre image de couverture.

Crowdin Translate (beta)

Sélectionnez le thème principal de votre événement ou annonce. La catégorie choisie doit généralement correspondre à la description du titre de votre événement et à celle de votre image de couverture.



Google AutoML Translate - test 1

♦ Technique: *role prompting*

Act as a translator with 20+ years of experience in translating from French to English...

You are an expert in translating texts in the field of computer science...

Technique: few-shot prompting (Brown et al., 2020)

Zero-Shot No Examples

Prompt:

Translate the following
English text to French:
"The weather is beautiful
today."

Le temps est magnifique
aujourd'hui.





Technique: traduction itérative (chen et al., 2024)

Mode	Prompt
Translate	Source: \$\{\source\}\ Please give me a translation in \$\{\lang\}\ without any explanation.
Refine	Source: \${source} Translation: \${prev_translation} Please give me a better \${lang} translation without any explanation.
RefineContrast	Source: \${source} Bad translation: \${prev_translation} Please give me a better \${lang} translation without any explanation.
RefineRandom	Source: \$\{\source\}\ Bad translation: \$\{\random_target\}\ if \first-round, \ else \$\{\ranslation\}\ Please give me a better \$\{\lang\}\ translation without any explanation.

♦ Technique: traduction itérative (Feng et al., 2025)

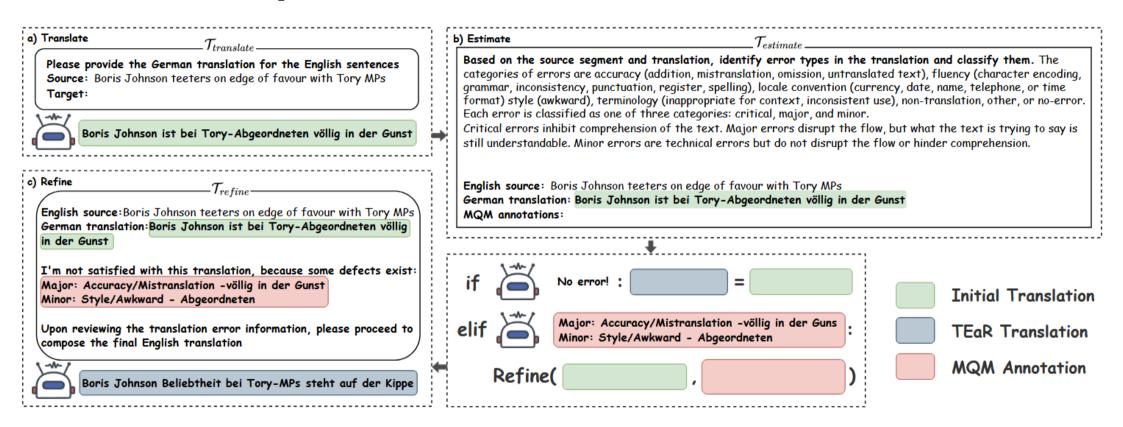
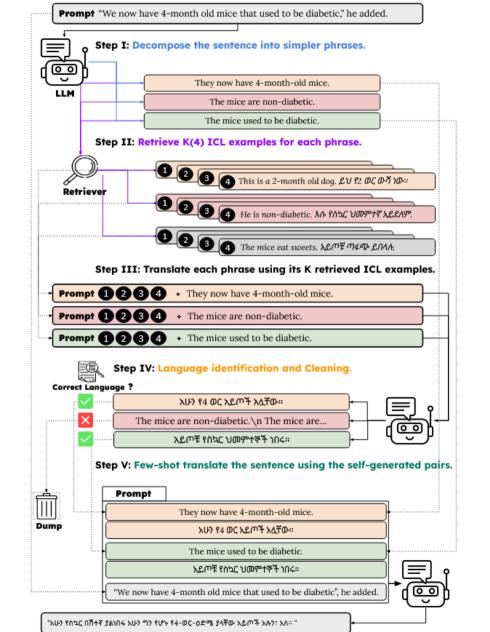


Figure 2: TEaR framework involves three steps: *Translate*, *Estimate*, and *Refine*.

♦ Technique: traduction compositionnelle pour langues peu dotées (Zebaze et al., 2025)



★ Technique: raisonnement (Feng et al., 2025)



Figure 6: Examples illustrating language-of-thought phenomenon, i.e., transition of the internal reasoning language in MT-R1-Zero models. The reasoning language transits from English at Step 0 to target language at Step 1600, indicated by **bold** text across various OOD test pairs (Finding 3).

★ Technique: raisonnement (Wang et al., 2025)

[Source Sentence] Passing by the tower with her husband on the path to the gate she could feel the vibrant air humming round them from the louvred belfry in the circle of sound, and it matched the highly-charged mental atmosphere in which she was living.

[Thought During Translation] I start by identifying and translating the key terms from the English sentence: 'tower' as '塔', 'husband' as '丈夫', 'gate' as '大门', 'vibrant' as '充满活力的', 'humming' as "嗡嗡作响', 'louvred' as '有百叶窗的', 'belfiry' as '钟楼', 'circle' as '圆圈', 'sound' as '声音', 'highly-charged' as '高度紧张的', 'mental' as '精神的', and 'atmosphere' as '氛围'.

With these translations in mind, I attempt my first translation: 经过塔时,她和丈夫走在通往大门的路上,能感受到有百叶窗的钟楼在声音的圆圈中发出的充满活力的空气在他们周围嗡嗡作响,这与她所处的高度紧张的精神氛围相匹配。

I reflect on this attempt and realize that while it is generally accurate, the phrasing could be improved for better fluency and clarity. The segment '有百叶窗的钟楼在声音的圆圈中发出的充满活力的空气' feels cumbersome and could be simplified. Additionally, '高度紧张的精神氛围' might not fully capture the nuance of 'highly-charged mental atmosphere.'

I revise my translation: 经过塔时,她和丈夫走在通往大门的路上,感受到从有百叶窗的钟楼传来的充满活力的空气在他们周围轻轻回响,这与她所处的高度活跃的精神氛围相契合。

This revision feels more fluent and natural, effectively conveying the original meaning. The phrase '轻轻回响' improves the flow and captures the sense of the air humming around them. The term '高度活跃的精神氛围' seems a better fit for 'highly-charged mental atmosphere,' making the translation more accurate and easier to understand for a Chinese reader.

I make another revision: 经过塔时,她和丈夫走在通往大门的路上,感受到从有百叶窗的钟楼传来的充满活力的气息在他们周围轻轻回荡,这与她内心的高度活跃氛围相契合。

This version is very smooth and natural, effectively conveying the original meaning. The use of '轻轻回荡' is particularly apt, capturing the sense of the air humming around them. The phrase '高度活跃的精神氛围' accurately reflects the 'highly-charged mental atmosphere,' making the translation both precise and fluent. There are no significant issues that would hinder understanding for a Chinese reader.

Finally, I decide on the final translation: 经过塔时,她和丈夫走在通往大门的路上,感受到从有百叶窗的钟楼传来的充满活力的气息在他们周围轻轻回荡,这与她内心的高度活跃氛围相映成趣。

Utilisation des LLM pour l'évaluation (Kocmi et Federmann, 2023)

```
Score the following translation from {source_lang} to {target_lang} with respect to the human reference on a continuous scale from 0 to 100, where score of zero means "no meaning preserved" and score of one hundred means "perfect meaning and grammar".

{source_lang} source: "{source_seg}"

{target_lang} human reference: {reference_seg}

{target_lang} translation: "{target_seg}"

Score:
```

(+) Ressources complémentaires sur les LLM en traduction

https://github.com/hsing-wang/Awesome-LLM-MT

Bibliographie

- Agarwal, R., Vieillard, N., Stanczyk, P., Ramos, S., Geist, M., et Bachem, O. (juin 2023). *GKD: Generalized Knowledge Distillation for Auto-regressive Sequence Models*. **10.48550/arXiv.2306.13649**
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... Amodei, D. (juillet 2020). Language Models Are Few-Shot Learners (Numéro arXiv:2005.14165). arXiv. 10.48550/arXiv.2005.14165
- Chen, P., Guo, Z., Haddow, B., et Heafield, K. (mai 2024). *Iterative Translation Refinement with Large Language Models* (Numéro arXiv:2306.03856). arXiv. **10.48550/arXiv.2306.03856**
- Chen, R., Li, F., et Wang, Z. (2023). Prefix-LSDPM: A Few-shot Oriented Online Learning Session Dropout Prediction Model. *Journal of East China University of Science and Technology*, 49(5), 754-763. **10.14135/j.cnki.1006-3080.20230206003**
- Feng, Z., Zhang, Y., Li, H., Wu, B., Liao, J., Liu, W., Lang, J., Feng, Y., Wu, J., et Liu, Z. (avril 2025). TEaR: Improving LLM-based Machine Translation with Systematic Self-Refinement. In L. Chiruzzo, A. Ritter, et L. Wang (éds.), Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2025: Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2025. 10.18653/v1/2025.findings-naacl.218
- Kocmi, T., et Federmann, C. (juin 2023). Large Language Models Are State-of-the-Art Evaluators of Translation Quality. In M. Nurminen, J. Brenner, M. Koponen, S. Latomaa, M. Mikhailov, F. Schierl, T. Ranasinghe, E. Vanmassenhove, S. A. Vidal, N. Aranberri, M. Nunziatini, C. P. Escartín, M. Forcada, M. Popovic, C. Scarton, et H. Moniz (éds.), *Proceedings of the 24th Annual Conference of the European Association for Machine Translation: Proceedings of the 24th Annual Conference of the European Association for Machine Translation*.
- Koehn, P. (2009). Statistical Machine Translation. Cambridge University Press. 10.1017/CB09780511815829
- Li, X. L., et Liang, P. (janvier 2021). *Prefix-Tuning: Optimizing Continuous Prompts for Generation* (Numéro arXiv:2101.00190). arXiv. **10.48550/arXiv.2101.00190**

- Lyu, C., Du, Z., Xu, J., Duan, Y., Wu, M., Lynn, T., Aji, A. F., Wong, D. F., Liu, S., et Wang, L. (avril 2024). A Paradigm Shift: The Future of Machine Translation Lies with Large Language Models (Numéro arXiv:2305.01181). arXiv. 10.48550/arXiv.2305.01181
- Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W., et Liu, P. J. (juillet 2020). *Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer*.
- Wang, J., Meng, F., Liang, Y., et Zhou, J. (février 2025). DRT: Deep Reasoning Translation via Long Chain-of-Thought (Numéro arXiv:2412.17498). arXiv. 10.48550/arXiv.2412.17498
- Zebaze, A., Sagot, B., et Bawden, R. (mars 2025). *Compositional Translation: A Novel LLM-based Approach for Low-resource Machine Translation* (Numéro arXiv:2503.04554). arXiv. **10.48550/arXiv.2503.04554**