

# Systèmes d'écriture et qualité des données : l'affinage de modèles de translittération dans un contexte de faibles ressources

Emmett Strickland<sup>1, 2, 3</sup> Ilaine Wang<sup>2</sup> Damien Nouvel<sup>2</sup> Bénédicte Diot-Parvaz  
Ahmad<sup>2</sup>

(1) Bibliothèque universitaire des langues et civilisations, 65 rue des Grands Moulins, 75013 Paris, France  
(2) Équipe de Recherche Textes, Informatique, Multilinguisme (ERTIM), 2 rue de Lille, 75007 Paris, France  
(3) Modélisation, Dynamiques, Corpus (MoDyCo), A. 200 Av. de la République 401B, 92001 Nanterre, France  
emmett.strickland@parisnanterre.fr, ilaine.wang, damien.nouvel,  
benedicte.parvazahmad@inalco.fr

## RÉSUMÉ

---

Cet article présente une expérience visant à construire des modèles de romanisation affinés pour onze langues parmi lesquelles se trouvent des langues dites peu dotées. Nous démontrons qu'un modèle de romanisation efficace peut être créé en affinant un modèle de base entraîné sur un corpus important d'une ou plusieurs autres langues. Le système d'écriture semblerait jouer un rôle dans l'efficacité de certains modèles affinés. Nous présentons également des méthodes pour évaluer la qualité des données d'entraînement et d'évaluation, et comparons notre modèle arabe le plus performant à un modèle de référence.

## ABSTRACT

---

### Writing systems and data quality: finetuning transliteration models in a low-resource setting

This article presents an experiment aimed at building fine-tuned romanization models for eleven languages, some of which are low-resource languages. We demonstrate that an effective romanization model can be created by fine-tuning a base model trained on a sizeable corpus of one or more other languages. The orthographic system appears to play a role in the effectiveness of these finetuned models. We also present methods to evaluate the quality of the train and test data, and compare our leading Arabic model against the current state of the art.

---

**MOTS-CLÉS :** Translittération automatique, langues peu dotées, affinage.

**KEYWORDS:** Automatic transliteration, low-resource languages, finetuning.

---

## 1 Introduction

Le terme *romanisation* fait référence à la translittération en alphabet romain d'un texte rédigé à l'origine en écriture non-latine. La romanisation est utilisée formellement et informellement dans le monde entier à différentes fins. Par exemple, le *pinyin*, une norme de romanisation du mandarin, est largement utilisé depuis les années 1950 comme aide à la lecture aussi bien par les écoliers chinois que par les apprenants du chinois comme langue étrangère. Développé pour répondre à des besoins didactiques, ce système s'est avéré parfaitement adapté à la saisie des textes sur ordinateur des décennies plus tard. Aujourd'hui, le pinyin permet d'utiliser un simple clavier QWERTY pour rédiger des textes en chinois romanisé, qui sont ensuite convertis en sinogrammes par l'ordinateur.

Avant la généralisation des smartphones proposant des claviers virtuels pour différents scripts, les arabophones s’envoyaient des SMS en *arabizi*, un système improvisé de romanisation dont la particularité est d’utiliser des chiffres pour représenter des consonnes : 3 et 7 pour ع /ʕ/ et ح /ħ/. Si les lacunes technologiques qui ont motivé la création de ce système ne sont plus d’actualité, celui-ci est encore utilisé dans les publicités, les bandes dessinées, et les communications personnelles pour désigner un langage familier, intime, ou dialectal (Alsulami, 2019; Allehaiby, 2013). D’autres langues encore, comme le persan, le kurde, le roumain, ou le serbo-croate, utilisent aujourd’hui différents systèmes d’écriture qui varient selon le pays, alors que certaines langues turciques de l’ancienne URSS ont utilisé trois scripts différents pendant les quelques décennies entre la révolution d’octobre 1917 et le putsch d’août 1991. Ceci rend les techniques de romanisation, et de translittération plus globalement, particulièrement importantes pour rendre accessible des textes écrits dans un autre standard orthographique.

## 1.1 Contexte de l’étude

La présente étude se focalise sur les problématiques de romanisation dans le contexte de la documentation bibliothécaire. En effet, le catalogage d’un livre en écriture non-latine implique généralement la production d’une notice bibliographique contenant le titre, l’auteur et la maison d’édition du document en langue originale. Pour chacun de ces éléments, le catalogueur est tenu d’inclure le texte tel qu’il est écrit dans le système d’écriture du document, mais également une romanisation fiable. Ces translittérations servent notamment à faciliter la recherche d’un document lorsque le clavier pertinent n’est pas disponible, et à servir d’aide à la lecture pour les chercheurs et bibliothécaires qui doivent le consulter sans forcément en maîtriser la langue. Si certains alphabets, notamment grec et cyrillique, peuvent être romanisés facilement en utilisant des correspondances entre caractères, la romanisation d’autres systèmes est plus difficile à automatiser. En effet, les alphabets consonantiques arabe et hébreu ne représentent pas toutes les voyelles de la majorité des langues qu’ils transcrivent, même si celles-ci sont généralement incluses dans la romanisation. Ainsi, le mot orthographique arabe de trois lettres **ملك** <mlk> peut être romanisé en *malik* « roi », *mulk* « royaume », *malaka* « régner » ou *mallaka* « céder ». Dans les langues sinitiques, mais aussi en japonais, les sinogrammes peuvent avoir plusieurs prononciations. Par exemple, le sinogramme **会** peut être lu comme *huì* ou bien *kuài* en mandarin selon son contexte.

Dans le réseau des bibliothèques universitaires françaises, les catalogueurs sont généralement tenus d’inclure une translittération standardisée de chaque notice bibliographique, obéissant les standards ISO ou autres normes définies par l’Agence bibliographique de l’enseignement supérieur (Abes) pour la langue en question. La production de romanisations de qualité est donc un enjeu important pour les bibliothèques multilingues de France telles que la Bibliothèque universitaire des langues et civilisations (BULAC), la Maison de l’Asie, la Contemporaine Nanterre, et la Bibliothèque de l’Institut du monde arabe (BIMA). Cependant, les catalogues volumineux de ces bibliothèques sont susceptibles de contenir des translittérations issues de normes conflictuelles ainsi que d’erreurs de translittération. De plus, ces établissements n’ont pas toujours accès à des catalogueurs qualifiés pour identifier les erreurs ou ajouter de nouvelles romanisations pour chacune des langues de leurs collections.

## 1.2 Translittération automatique

Nos travaux s’inscrivent dans cadre du projet TransliTAL<sup>1</sup>, une initiative de recherche visant à répondre à ce besoin en développant des outils de translittération automatique pour les systèmes d’écriture non-latins. La montée des systèmes statistiques et neuronaux a permis de développer des systèmes de translittération spécifiques efficaces pour certaines langues (ud Din, 2020; Lauc *et al.*, 2024; Davis, 2012; Terner *et al.*, 2020; Eryani & Habash, 2021). Toutefois, ceux-ci ne sont pas forcément compatibles avec les normes de translittération utilisées par nos bibliothèques partenaires. De plus, pour certaines langues moins dotées, il est difficile de trouver un corpus suffisamment grand pour entraîner de tels modèles, alors que ces langues représentent des collections importantes pour certaines bibliothèques spécialisées.

D’un point de vue plus technique, la variabilité dans l’architecture utilisée ainsi que dans la taille des jeux de données d’entraînement rend les modèles existants difficiles à comparer. Notre problématique de translittération de langues à faibles ressources soulève de nombreuses questions sur la meilleure manière de produire un modèle de translittération multilingue, dans une situation où les quantités de données disponibles sont insuffisantes pour entraîner un modèle. Notre travail pose aussi des questions plus fondamentales sur le processus de translittération, parmi lesquelles celle de savoir si la langue, ou le système d’écriture qu’une langue utilise, peut avoir un impact direct sur l’efficacité d’un système de translittération neuronal.

Nos premières explorations des méthodes de translittération nous a montré qu’il est possible de construire des modèles de translittération efficaces pour une langue ayant seulement quelques centaines d’exemples de translittération si ce modèle est affiné sur un modèle pré-entraîné sur une autre langue ayant plus de 10 000 translittérations. Cela soulève un certain nombre de questions intéressantes quant à savoir si les similarités linguistiques ou orthographiques entre la langue de base et la langue d’affinage ont une influence sur la qualité du modèle final. Dans cet article, nous visons à explorer ces questions dans un environnement hautement contrôlé en évaluant les performances de 77 modèles de translittération pré-entraînés et affinés sur différentes combinaisons de langues. Alors que l’objectif général du projet TransliTAL est de produire le modèle de translittération le plus efficace possible pour chacune de ces langues, le présente article permet de mettre en lumière l’influence des combinaisons de langues utilisées dans le processus d’entraînement.

## 2 Méthodologie

Nous avons basé nos travaux sur le modèle ByT5-small, une variante du modèle mT5 entraînée au niveau de l’octet (Xue *et al.*, 2022, 2021). Notre choix d’utiliser ce modèle plutôt qu’un modèle basé sur les tokens se justifie par sa capacité à capturer des caractéristiques morphologiques ou phonétiques encodées au niveau des caractères, ainsi que par son efficacité avérée dans des tâches similaires, comme la phonétisation (Zhu *et al.*, 2022).

Pour cette étude, nous avons exploité un corpus parallèle de titres bibliographiques en écriture originale et translittération romane. Celles-ci ont été extraites du catalogue de la BULAC, une bibliothèque académique spécialisée en langues et études aréales non-européennes. A partir de ce corpus, nous avons sélectionné un total de 11 langues prioritaires utilisant une écriture non-latine et comptant au moins 700 notices. Ces langues ont été choisies pour capturer une grande diversité de

---

<sup>1</sup><https://www.bulac.fr/translital>

systèmes d'écriture et de familles linguistiques. Parmi ces langues, cinq comptaient plus de 10 000 notices. Celles-ci étaient donc les seules qui étaient adaptées à la création de modèles de base qui seraient ensuite affinés pour translittérer une langue cible.



Figure 1: Exemple de notices en turc ottoman (gauche) et arabe (droite)

La figure 1 présente deux exemples de notices bibliographiques correspondant respectivement à des livres écrits en turc ottoman et en langue arabe. Dans les deux cas, les titres des documents et les auteurs sont indiqués d'abord dans le script original, l'alphabet arabe, puis dans leur version romanisée. Tous les travaux décrits ci-dessous sont basés sur un corpus de textes parallèles comprenant les titres de documents extraits de notices de ce type.

## 2.1 Modèles monolingues

Pour développer nos modèles, nous avons créé cinq modèles de base en affinant byT5 sur 10 000 notices de l'arabe, du farsi, du thaï, du chinois, et du japonais sur 10 époques. Pour chacun de ces modèles, nous avons poursuivi l'entraînement pour produire onze modèles de translittération en affinant les modèles de base avec 500 notices de la langue cible sur 5 époques. Un taux d'apprentissage de 0,001 a été utilisé à chaque étape. Les onze langues cibles incluent les cinq langues utilisées pour générer les modèles de base, ainsi que six autres langues moins représentées telles que le turc ottoman ou le hindi. Une liste complète des langues et modèles peut être consulté dans la table 1.

## 2.2 Modèles multilingues

Nous avons également entraîné une base dite « universelle » à partir des mêmes 10 000 notices de chaque langue de base ( $u_{10k}$ ), pour un total de 50 000 notices dans les données d'entraînement, et une deuxième base universelle à partir de 2 000 notices de chaque langue, ou 10 000 notices au total ( $u_{2k}$ ). Pour chacun des 77 modèles, le premier composant du code représente le modèle de base, et le deuxième la langue utilisée pour affiner le modèle. Le modèle `per-jap` représente donc un modèle de romanisation du japonais créé avec le modèle byT5 et 10 000 notices en farsi pendant 10 époques pour le modèle de base, qui est ensuite affiné avec 500 notices en japonais. Le modèle `u2k-hin` est un modèle de translittération construit sur la base entraînée avec 2 000 notices des 5 langues les plus représentées puis affiné avec 500 notices en hindi. Pour éviter que les performances des modèles soient influencées par les variations aléatoires au sein des jeux de données d'entraînement, nous avons utilisé les mêmes 10 000 notices dans l'entraînement des bases monolingues que dans la base multilingue  $u_{10k}$ . Les 2 000 notices de chaque langue utilisées pour entraîner la base  $u_{2k}$

représentent un sous-ensemble de ces 10 000 notices, et les 500 notices utilisées pour affiner les modèles finaux sont elles-mêmes des sous-ensembles des 2 000 notices utilisées dans la base u2k. Par conséquent, les 500 notices utilisées pour affiner le modèle ara-ara se trouvaient déjà parmi les 10 000 notices utilisées pour construire le modèle de base.

Cible	Base						
	Arabe	Chinois	Farsi	Japonais	Thai	Uni-10k	Uni-2k
Arabe	ara-ara	chi-ara	far-ara	jpn-ara	tha-ara	u10k-ara	u2k-ara
Chinois	ara-chi	chi-chi	far-chi	jpn-chi	tha-chi	u10k-chi	u2k-chi
Farsi	ara-far	chi-far	far-far	jpn-far	tha-far	u10k-far	u2k-far
Hébreu	ara-heb	chi-heb	far-heb	jpn-heb	tha-heb	u10k-heb	u2k-heb
Hindi	ara-hin	chi-hin	far-hin	jpn-hin	tha-hin	u10k-hin	u2k-hin
Japonais	ara-jpn	chi-jpn	far-jpn	jpn-jpn	tha-jpn	u10k-jpn	u2k-jpn
Turc ota.	ara-ota	chi-ota	far-ota	jpn-ota	tha-ota	u10k-ota	u2k-ota
Penjabi	ara-pun	chi-pun	far-pun	jpn-pun	tha-pun	u10k-pun	u2k-pun
Pachto	ara-pas	chi-pas	far-pas	jpn-pas	tha-pas	u10k-pas	u2k-pas
Thai	ara-tha	chi-tha	far-tha	jpn-tha	tha-tha	u10k-tha	u2k-tha
Yiddish	ara-yid	chi-yid	far-yid	jpn-yid	tha-yid	u10k-yid	u2k-yid

Table 1: Modèles de translittération

Nous avons évalué chaque modèle sur un jeu de données d'évaluation correspondant à la langue utilisée pour l'affiner. Nous avons ensuite calculé la distance de Levenshtein entre la romanisation prédite et la romanisation de référence. Étant donné la variabilité des longueurs des titres de notre corpus, et le fait que les erreurs sont plus susceptibles d'apparaître dans les titres les plus longs, nous avons normalisé chaque distance en la divisant par le nombre de caractères dans la translittération de référence. Le résultat de ce calcul est un taux d'erreur représenté comme un pourcentage de la longueur de la translittération désirée. Ainsi, une translittération de 5 lettres contenant une lettre erronée aurait donc un taux d'erreur normalisé de 20 %.

### 3 Résultats et analyse

Pour chaque modèle, nous avons calculé la moyenne des taux d'erreur normalisés calculés sur chaque titre du jeu d'évaluation. Ces moyennes sont représentées dans la carte thermique affichée dans la figure 2. L'axe y représente les sept modèles de base, tandis que l'axe x les 11 langues avec lesquelles ces modèles ont été affinés. Les intersections représentent les moyennes des taux d'erreur pour chaque combinaison de modèle de base et de langue d'affinage.

Nous constatons une grande variabilité en ce qui concerne l'efficacité des différents modèles, à partir de laquelle nous pouvons tirer plusieurs conclusions. Pour quasiment toutes les langues cibles, le modèle le plus efficace est celui produit en affinant la base u10k. Ce résultat est relativement peu surprenant pour des langues utilisant des sinogrammes (chinois, japonais) ou le script arabe (arabe, persan, pachto, penjabi, turc ottoman) car ce modèle de base a été entraîné sur plusieurs langues utilisant ces systèmes d'écriture. Cependant, ce modèle a également bénéficié au hindi, au yiddish, et dans une moindre mesure à l'hébreu dont les systèmes d'écriture ne figuraient pas dans les données

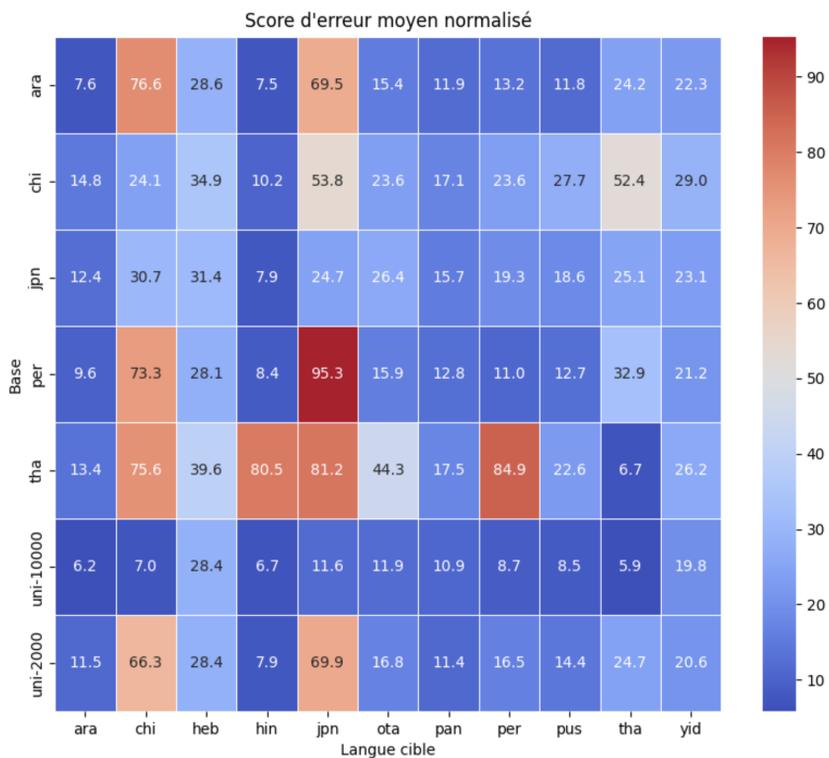


Figure 2: Carte thermique des taux d'erreurs pour chaque modèle

utilisées pour entraîner la base.

De manière générale, nos modèles les moins performants sont ceux qui sont créés en affinant la base thaïe. Les modèles *tha-chi*, *tha-hin*, *tha-jpn*, et *tha-per* en particulier ont des taux d'erreur indicatifs de translittération n'ayant aucun rapport avec le texte source. Par exemple, le modèle *tha-jpn* a donné comme translittération *Kantō to shisei* « Kanto et la politique locale » pour presque tous les textes japonais. Si la plupart des modèles affinés sur la base *tha* ont des taux d'erreur élevés, le système d'écriture de la langue d'affinage ne semble pas jouer un rôle déterminant. Le modèle *tha-ara* est relativement performant, alors que le modèle *tha-per* figure parmi les moins bons produits au cours de l'expérience. Nous remarquons cependant que deux autres langues indo-iraniennes utilisant le même script, le pachto et le penjabi, ont généré des modèles relativement performants à partir de la même base. Pendant l'affinage, le thaï semble également être particulièrement incompatible avec les bases qui n'ont pas été entraînées avec des données thaïes. Si des modèles de translittération relativement performants ont pu être générés pour l'arabe et le hindi en affinant les bases japonaises et chinoises, les modèles du thaï affinés sur ces bases génèrent des taux d'erreur de plus de 25 %. Pourtant, les scores pour les modèles *u10k-tha* et *tha-tha* sont excellents.

Parmi les langues d'affinage, le chinois et japonais sont également incompatibles avec la plupart des bases, comme le montre la grande proportion de rouge dans les colonnes correspondant à ces langues. Remarquons également que si les modèles *jpn-chi* et *chi-chi* ont généré des taux d'erreur comparables (30,7 % vs. 24,1 %), la différence entre les modèles *jpn-jpn* (24,7 %) et *chi-jpn* (53,8 %) est considérable. Si on peut affiner un modèle du chinois sur du japonais, l'inverse ne semble pas être vrai. Ceci pourrait s'expliquer par la plus grande variété de prononciations possibles des sinogrammes en japonais. Il est aussi probable que le processus d'affinage ait été compliqué par le fait que le japonais utilise en plus deux syllabaires absents en chinois, le *hiragana* et le *katakana*. Il apparaît que la construction de bons modèles pour ces deux langues nécessite un plus grand jeu de données en raison de la nature des systèmes d'écriture. Les 10 000 instances utilisées pour entraîner les modèles *chi-chi* et *jpn-jpn* n'ont pas été suffisantes pour atteindre un taux d'erreur inférieur à 24 %, mais on peut supposer que les 20 000 instances contenant des sinogrammes utilisés pour entraîner la base *u10k* ont été suffisantes pour atteindre des scores comparables aux modèles équivalents affinés sur des systèmes d'écriture non-logographiques.

Une dernière tendance que nous aimerions souligner est le fait que les modèles affinés sur l'hébreu et le yiddish ont généré des taux d'erreur étonnamment constants, mais jamais particulièrement bons, et ce, quelle que soit la base. De toutes les langues, ce sont également celles qui ont bénéficié le moins de l'augmentation des données d'entraînement entre les modèles de base *u2k* et *u10k*. Bien que ces deux langues soient toutes les deux écrites en script hébreu, nous avons soupçonné que ces résultats particuliers sont plutôt dus à des jeux de données d'entraînement particulièrement peu fiables, comme nous confirmerons partiellement dans la section 4.

## 4 Vers une évaluation humaine de nos modèles et de nos données

### 4.1 Méthodes et outils d'évaluation

Dans la section précédente, nous avons évalué nos modèles sur des jeux d'évaluation issus de notices bibliographiques pour chaque langue. Cependant, il est important de noter que les translittérations

de référence dans nos jeux d'entraînement et d'évaluation ne sont pas forcément correctes. En effet, nos données ont été extraites directement du catalogue de notre bibliothèque partenaire sans contrôle sur la qualité des translittérations. Afin de mieux mesurer l'efficacité de nos modèles précédemment évalués par des taux d'erreur ainsi que la qualité des nos jeux de données pour chaque langue, nous avons décidé d'ajouter une étape d'évaluation manuelle. Pour cela, nous avons mis à disposition une interface en ligne permettant de comparer les sorties de nos meilleurs modèles aux translittérations de référence fournies par la bibliothèque. En demandant à des experts<sup>2</sup> de choisir la romanisation qui représente la bonne norme, nous pouvons identifier les cas où le modèle a fourni une meilleure translittération que la référence. Pour nos futurs travaux, nous avons l'intention d'utiliser cette interface pour exclure de nos données d'entraînement les notices erronées et évaluer nos modèles avec un jeu d'évaluation plus fiable. Nous avons exclu de l'évaluation toutes les notices pour lesquelles la prédiction a été la même que la translittération de référence.

Sélectionnez la translittération correspondante, sinon, passez à l'exemple suivant en cliquant sur "Skip".

公職追放論	
<input type="radio"/>	1 Kōshoku huihō ron
<input type="radio"/>	2 Kōshoku tsuihōron

Figure 3: Interface d'annotation

Basée sur le logiciel d'annotation LabelStudio (Tkachenko *et al.*, 2020), cette interface propose aux utilisateurs un choix binaire entre une translittération automatique et la translittération de référence extraite de notre catalogue, avec l'écriture originale affichée au-dessus comme nous pouvons le voir dans la figure 3. Si aucune des translittérations n'est correcte, ou s'il existe une erreur dans le texte original, l'utilisateur passe à l'exemple suivant sans choisir une des options.

Nous avons rassemblé un groupe d'annotateurs compétents de notre réseau académique et bibliothécaire pour évaluer au moins 50 exemples aléatoirement choisis pour huit des onze langues étudiées. Bien qu'il s'agisse d'une petite proportion des notices existantes, cette évaluation nous donne une idée approximative de la fiabilité des données.

## 4.2 Résultats

Les résultats listés dans la table 2 montrent qu'il existe de grandes disparités dans la qualité de chaque jeu de données. Nous constatons en premier lieu que l'échantillon de notices translittérées est de qualité modérée, puisque notre système propose jusqu'à plus d'un tiers (pour le chinois) de translittérations jugées meilleures que les translittérations originales par les experts. Il faut toutefois tenir compte du fait que ces scores ne sont pas révélateurs de la gravité des erreurs, et que les

<sup>2</sup>Tous les évaluateurs travaillent sur la langue en question dans un milieu universitaire ou bibliothécaire, certains étant formés pour produire des translittérations sous les normes utilisées dans les bibliothèques universitaires françaises. Au total, huit annotateurs ont été impliqués, tous travaillant bénévolement. Chaque langue a été annotée par au moins une personne.

Langue	Original (%)	Modèle (%)	Aucun (%)
Arabe	67,6	12,2	20,2
Chinois	62,5	33,9	3,6
Hébreu	44,8	24,8	30,4
Hindi	42,5	24,5	33,0
Japonais	76,2	8,5	15,3
Pachto	75,6	2,3	22,1
Penjabi	83,8	9,7	6,5
Yiddish	15,0	18,3	66,7

Table 2: Distribution des translittérations correctes entre l’originale, celle de notre modèle, ou aucune des deux

deux versions proposées peuvent parfois être très proches : le choix de l’expert n’indique pas que l’autre translittération proposée n’est pas acceptable. La différence peut porter sur un espace ou un diacritique. Rappelons également qu’une translittération correcte dans notre cas est une translittération qui respecte parfaitement la norme ISO imposée, et non pas une autre, même si elle est courante dans l’usage.

Pour le yiddish, 66,7 % des désaccords entre le modèle et le catalogue correspondent à des situations où ni la prédiction du modèle, ni la translittération de référence n’est correcte. Ceci signifie que la majorité des notices en question sont mal translittérées, et par conséquent que le modèle apprend des correspondances incorrectes ou incohérentes à partir des translittérations existantes. Ceci peut expliquer les résultats surprenants pour cette langue dans la figure 2, où presque tous les modèles du yiddish ont généré un taux d’erreur semblable. Cependant, la distribution des réponses pour l’hébreu ne présente pas les mêmes caractéristiques. Les ensembles de données en yiddish et en hébreu ne présentent donc pas une problématique commune concernant la qualité des annotations. Enfin, notre session d’évaluation manuelle a révélé de nombreux cas où les voyelles étaient exclues dans la translittération originale, ce qui pourrait avoir contribué, au moins en partie, à des scores uniformes et généralement faibles pour l’ensemble des modèles.

En ce qui concerne d’autres langues, les experts que nous avons sollicités ont également identifié des cas où le texte original était mal transcrit. Parmi les 93 textes que nous avons annotés pour le penjabi, par exemple, 9 contenaient des fautes de frappe dans le texte original. Pour nos futurs entraînements, de tels cas seront exclus de nos jeux d’évaluation et d’entraînement.

Nous avons également constaté que les normes de translittération pour certaines langues sont difficiles à appliquer en pratique. C’est le cas de la nasalisation en devanagari, portée par les signes diacritiques *anusvara* et *candrabindu*, pour laquelle il existe plusieurs règles et des exceptions. Cela explique la proportion importante de translittérations rejetées par notre expert en hindi (33 %). Nous notons que le modèle a malgré tout translittéré correctement 24,5 % des notices. La distribution des erreurs pour cette langue suggère qu’il existe une grande proportion de translittérations erronées, mais que les erreurs sont appliquées de façon régulière.

En ce qui concerne le chinois, le modèle a réussi à prédire la bonne translittération dans 33,9 % des cas, alors que seulement 3,6 % des translittérations étaient erronées dans les deux cas. Ceci nous suggère que, même si le jeu de données original contient un nombre important d’erreurs, la tâche de translittération des sinogrammes étant basée sur des correspondances relativement simples en chinois, le modèle existant est capable de corriger une bonne proportion des erreurs. Nous constatons l’inverse

en japonais. Cette langue a également une proportion relativement faible de cas où ni le modèle ni la notice n'ont translittéré de manière juste (15,3 %). Cependant, dans les autres cas, les notices originales sont correctes dans l'écrasante majorité des cas (76,2 % contre 8,5 % pour notre modèle). On peut donc supposer que le jeu de données est relativement fiable, mais que les ambiguïtés sur la lecture des sinogrammes sont plus importantes qu'en chinois pour que le modèle ne parvienne pas à atteindre un aussi bon niveau de précision, du moins avec le peu de données que nous lui avons fourni. C'est en effet ce que suggère l'un de nos experts du japonais qui nous a expliqué que les erreurs du modèle étaient "raisonnables", et que la plupart des erreurs venaient du fait que certains sinogrammes sont lus différemment lorsqu'ils font partie d'un nom propre. Vraisemblablement, notre modèle n'a pas vu suffisamment de données pour bien translittérer les noms propres.

## 5 Comparaison avec un modèle de référence : étude de cas avec l'arabe

Parmi les langues concernées par notre projet de recherche, l'arabe représente une priorité majeure. D'un point de vue scientifique, la sous-spécification des voyelles dans son système orthographique en fait un objet d'étude intéressant pour la translittération automatique. D'un point de vue plus pratique, le développement d'un modèle de translittération fiable aura un impact important étant donné l'importance de cette langue au sein du réseau des bibliothèques françaises. A notre connaissance, le meilleur modèle de translittération qui existe pour l'arabe est celui décrit par [Eryani & Habash \(2021\)](#). Comme notre modèle, cet outil a été développé pour translittérer des notices bibliographiques mais il faut noter que les données d'entraînement sont translittérées en norme ALA-LC, ce qui ne correspond pas à la norme ISO utilisée par les bibliothèques françaises. Ce modèle reste néanmoins un très bon point de référence pour comparer l'efficacité de notre propre modèle d'arabe.

En utilisant une architecture *sequence-to-sequence* basée sur les tokens, les auteurs de ce logiciel rapportent 89,7 % de correspondances exactes entre les prédictions et les translittérations de référence, en ignorant les différences liées à l'emplacement des lettres majuscules. Le meilleur modèle d'arabe généré au cours de cette étude a été le modèle `u10k-ara`, qui a produit un taux d'erreur normalisé de 6.2 %. Si on évalue ce modèle en termes du nombre de correspondances exactes avec les translittérations de référence, ce modèle atteint un score de 36 %, loin en dessous de notre point de référence.

Malgré ce score, notre architecture et nos méthodes d'entraînement ne sont pas moins efficaces. En effet, les auteurs ont atteint ce score en utilisant 480 000 notices bibliographiques comme jeu d'entraînement, soit 48 fois plus de notices en arabe que notre modèle. Les mêmes auteurs ont entraîné d'autres modèles en utilisant différentes sous-divisions de leur corpus, et la variante entraînée sur 15 000 notices d'arabe a atteint un score de seulement 28,3 %. En d'autres termes, notre approche a pu atteindre un résultat significativement meilleur avec seulement deux tiers des données. Bien entendu, la base `u10k` a également été entraînée sur 40 000 notices de quatre autres langues, mais même le modèle `ara-ara` qui a été entraîné sur seulement 10 000 notices d'arabe a atteint un score comparable avec un taux d'erreur moyen de 7,6 % et 30 % de correspondances exactes. Même les modèles qui n'ont vu que 500 notices en arabe pendant l'entraînement comme `per-ara` (9,6 % de taux d'erreur, 21 % de correspondances exactes) ont atteint des résultats prometteurs. Si nous prenons en compte les résultats de nos évaluations manuelles décrites dans la table 2, les résultats sont encore plus prometteurs. Parmi les cas où la prédiction du modèle ne correspondait pas à la

translittération de la notice, le modèle avait raison dans 12,2 % des cas, ce qui signifie qu'il est encore plus précis que ne le suggèrent nos métriques. Enfin, nous rappelons que nos évaluations se basent sur des translittérations de référence dont seulement 67 % sont jugées correctes par les experts.

Ces résultats nous font espérer que notre méthode pourrait aboutir à des résultats comparables aux meilleurs résultats de [Eryani & Habash \(2021\)](#) avec un volume moins important de données d'entraînement. Nous pensons que le modèle byT5, qui est basé sur les octets, est en grande partie responsable de cette amélioration, puisque l'architecture utilisée par [Eryani & Habash \(2021\)](#) traite chaque forme comme un token unique, excluant les informations phonétiques potentiellement utiles encodées au niveau des caractères.

## 6 Conclusion

Dans cet article, nous présentons nos travaux visant à construire des modèles de translittération pour des langues peu dotées à l'aide de l'architecture byT5. Nos méthodes, qui consistent à utiliser un jeu de seulement 500 translittérations pour une langue donnée pour affiner un modèle préentraîné sur d'autres langues, donnent des résultats très prometteurs pour les langues à faibles ressources. Si la nature d'un système d'écriture semble déterminer la quantité de données nécessaires pour générer des modèles utiles pour des langues comme le chinois et le japonais, la qualité des données d'apprentissage est également un facteur important et plus complexe à maîtriser. Nous poursuivons ces travaux en intensifiant l'exploitation de l'interface d'annotation que nous avons présentée pour veiller à ce qu'une plus grande proportion de translittérations approuvées par les humains soit utilisée pour entraîner et évaluer nos modèles. Enfin, la comparaison de nos modèles avec un modèle état de l'art pour l'arabe suggère que, malgré la taille de notre jeu d'apprentissage beaucoup plus modeste, nos méthodes ont le potentiel d'atteindre des performances comparables avec moins de données d'entraînement.

## Remerciements

Nous exprimons notre gratitude envers la Bibliothèque universitaire des langues et civilisations (BULAC) pour avoir initié le projet TransliTAL et pour avoir fourni le riche corpus de données utilisé dans cette étude. Nous remercions également l'Agence bibliographique de l'enseignement supérieur (Abes) pour le financement de notre projet de recherche. Enfin, nous tenons à remercier les différents membres de la BULAC pour l'expertise et le soutien qu'ils ont apporté à ce projet, notamment Asyeh Ghafourian, Gabriel Raupp et Jean-Baptiste Vaisman pour leur implication dans l'application et la promotion de nos outils de translittération dans notre réseau bibliothécaire, ainsi que Amaury Gau pour son rôle clef dans la genèse de ce projet. Nous sommes également reconnaissants du temps accordé à l'évaluation de nos modèles par Bédar Abbas, Zouhour Chaabane, Valentina Fedchenko, Dana Haddad, Sonaj Kailas et Loïc Yu.

## Références

ALLEHAIBY W. H. (2013). Arabizi: An Analysis of the Romanization of the Arabic Script from a

Sociolinguistic Perspective. *Arab World English Journal*, 4(3).

ALSULAMI A. (2019). A sociolinguistic analysis of the use of arabizi in social media among saudi arabians. *International Journal of English Linguistics*, 9(6), 257–270.

DAVIS C. I. (2012). Tajik-Farsi Persian Transliteration Using Statistical Machine Translation. In N. CALZOLARI, K. CHOUKRI, T. DECLERCK, M. U. DOĞAN, B. MAEGAARD, J. MARIANI, A. MORENO, J. ODIJK & S. PIPERIDIS, Éds., *Proceedings of the Eighth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'12)*, p. 3988–3995, Istanbul, Turkey: European Language Resources Association (ELRA).

ERYANI F. & HABASH N. (2021). Automatic Romanization of Arabic Bibliographic Records. In N. HABASH, H. BOUAMOR, H. HAJJ, W. MAGDY, W. ZAGHOUBANI, F. BOUGARES, N. TOMEH, I. ABU FARHA & S. TOULEB, Éds., *Proceedings of the Sixth Arabic Natural Language Processing Workshop*, p. 213–218, Kyiv, Ukraine (Virtual): Association for Computational Linguistics.

LAUC D., RUTHERFORD A. & WONGWARAWIPATR W. (2024). AyutthayaAlpha: A Thai-Latin Script Transliteration Transformer.

TERNER O., BAR K. & DERSHOWITZ N. (2020). Transliteration of Judeo-Arabic Texts into Arabic Script using Recurrent Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:2004.11405*.

TKACHENKO M., MALYUK M., HOLMANYUK A. & LIUBIMOV N. (2020). Label Studio: Data labeling software. Open source software available at <https://labelstud.io>.

UD DIN U. M. (2020). Urdu-English Machine Transliteration using Neural Networks.

XUE L., BARUA A., CONSTANT N., AL-RFOU R., NARANG S., KALE M., ROBERTS A. & RAFFEL C. (2022). ByT5: Towards a token-free future with pre-trained byte-to-byte models.

XUE L., CONSTANT N., ROBERTS A., KALE M., AL-RFOU R., SIDDHANT A., BARUA A. & RAFFEL C. (2021). mT5: A Massively Multilingual Pre-trained Text-to-Text Transformer. In K. TOUTANOVA, A. RUMSHISKY, L. ZETTLEMOYER, D. HAKKANI-TUR, I. BELTAGY, S. BETHARD, R. COTTERELL, T. CHAKRABORTY & Y. ZHOU, Éds., *Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, p. 483–498, Online: Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2021.naacl-main.41](https://doi.org/10.18653/v1/2021.naacl-main.41).

ZHU J., ZHANG C. & JURGENS D. (2022). ByT5 Model for Massively Multilingual Grapheme-to-Phoneme Conversion.