

Université de Montréal

Préentraînement d'un modèle ELECTRA

par

Simon Théorêt

Département d'informatique et de recherche opérationnelle
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de
Maître ès sciences (M.Sc.)
en informatique,

7 février 2025

Université de Montréal

Faculté des arts et des sciences

Ce mémoire intitulé

Préentraînement d'un modèle ELECTRA

présenté par

Simon Théorêt

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Nom du président du jury

(président-rapporteur)

Nom du directeur de recherche

(directeur de recherche)

Nom du membre de jury

(membre du jury)

Résumé

Le logiciel Antidote permet de corriger des textes en français et en anglais. Il détecte plusieurs milliers de types d'erreurs orthographiques et grammaticales. Le logiciel dispose d'un modèle ELECTRA capable de détecter efficacement les erreurs en français. L'équipe de TAL de Druide désire mettre en place un système similaire pour la langue française . Dans le cadre de ce stage, le but est de créer un modèle ELECTRA capable de détecter les erreurs grammaticales en français. Pour ce faire, plusieurs approches ont été testées et les résultats des derniers modèles sont prometteurs. On remarque entre autre une hausse importante des performances en introduisant une tâche intermédiaire et en faisant une recherche d'hyperparamètres.

Mots clés: Apprentissage automatique, Apprentissage profond, Apprentissage machine, Traitement de texte, Détection de mot manquants, Encodeur, Transformers, BERT, Electra, Réseaux de neurones, Intelligence artificielle.

Table des matières

Résumé	5
Liste des tableaux	9
Liste des figures	11
Liste des sigles et des abréviations	13
Remerciements	15
Introduction	17
Chapitre 1. Druide et ELECTRA	19
1.1. Contraintes	19
1.2. Méthode de préentraînement ELECTRA	19
1.3. Architecture ELECTRA	20
1.4. Affinage pour la détection d’erreurs	21
1.5. Infrastructures en place	21
Chapitre 2. Entraînement de modèles initiaux	23
2.1. Normalisation des données et entraînement d’un jetoniseur	23
2.2. Préentraînement initial	24
2.3. Premiers modèles affinés	25
2.4. Entraînement d’un modèle avec casse	26
2.5. Comparaison avec CAMEMBERT	28
Chapitre 3. Modèle final	31
3.1. Recherche d’hyper-paramètres	31

3.1.1. Note sur la qualité des données d’affinage	32
3.2. Phase d’entraînement intermédiaire	32
3.2.1. Collecte et extraction des données.....	32
3.2.2. Résultat de la phase intermédiaire	33
Chapitre 4. Autres techniques.....	35
4.1. Soupe.....	35
4.2. Nettoyage des données.....	35
Chapitre 5. Conclusions.....	39
Références	41

Liste des tableaux

2.1	Hyper-paramètres utilisés pour l'entraînement des modèles	24
2.2	Résultats d'évaluation des trois modèles sur la tâche ELECTRA	25
2.3	Résultats des modèles préliminaires sur corpus d'évaluation de la tâche de correction.....	25
2.4	Hyper-paramètres utilisés pour l'affinage des modèles initiaux.....	26
2.5	Résultats d'évaluation des trois modèles et du modèle avec casse sur la tâche ELECTRA	27
2.6	Résultats des modèles préliminaires sur corpus d'évaluation de la tâche de correction avec le modèle sensible à la casse.....	27
2.7	Résultats des modèles préliminaires sur corpus d'évaluation de la tâche de correction avec le modèle sensible à la casse et Camembert.....	29
3.1	Résultats finaux des modèles sur corpus d'évaluation de la tâche de correction...	34

Liste des figures

1.1	Exemple de la méthode ELECTRA. Figure provenant de [2].....	20
1.2	Exemple de la méthode ELECTRA. Figure provenant de [2].....	22
2.1	Mesure F-0.5 des trois premiers modèles selon le nombre d'itérations sur données d'évaluation pour la détection d'erreurs en français.	26
2.2	Mesure F-0.5 du modèle avec casse selon le nombre d'itérations sur données d'évaluation pour la détection d'erreurs en français.	28
2.3	Mesure F-0.5 de CAMEMBERT selon le nombre d'itérations sur données d'évaluation pour la détection d'erreurs en français.	28
3.1	Mesures F-0.5 des modèles ELECTRA avec SentencePiece sur la détections des erreurs en français, avec l'ajout de la tâche intermédiaire. Les différentes courbes correspondent à différentes expériences faites à l'aide d'Optuna. L'axe des 5 représente le nombre d'itérations et l'axe horizontal représente la mesure F-0.5...	33
3.2	Courbe de la mesure F-0.5 durant l'affinage du modèle final. Ce dernier correspond au meilleur modèle et utilise l'architecture ELECTRA. De plus, ce modèle a été entraîné avec la phase intermédiaire et utilise le jetoniseur SentencePiece.	33
4.1	Mesure F-0.5 durant la recherche d'hyper-paramètres après avoir pré-entraîné sur le corpus nettoyé. Aucun des modèle n'atteint la performance du modèle final (3.2).....	37

Liste des sigles et des abréviations

MLM	Modélisation de langage avec masque, de l'anglais <i>Masked Language Modeling</i>
TAL	Traitement automatique du langage
NER	Reconnaissance d'entités, de l'anglais <i>Named-Entity Recognition</i>
DDP	Parallélisme distribué des données, de l'anglais <i>Distributed Data Parallel</i>
MOE	Mélange d'expertes, de l'anglais <i>Mixture of experts</i>
TPE	Estimateur de Parzen à base d'arbres, de l'anglais <i>Tree-Structured Parzen Estimator</i>

Remerciements

Je tiens remercier Joss, pour sa précieuse aide tout au long de mon stage. Je n'aurais pas pu demander un meilleur superviseur.

Je remercie aussi Momo pour son support moral constant.

Introduction

Le domaine du traitement automatique des langues connaît une explosion fulgurante de techniques, de jeux de données et de modèles permettant de résoudre de nouveaux problèmes. Néanmoins, bon nombre de ces applications restent hors de portée des organisations désirant mettre en application des outils d'apprentissages automatique. En effet, la plupart des modèles de langues récents sont préentraînés sur des corpus majoritairement anglophones, avec des jetoniseurs spécialisés pour traiter le contenu anglophone. Ces deux facteurs limitent les modèles préentraînés disponibles ainsi que leur performance sur des tâches avec un corpus non anglophone.

Druide Inc. est une compagnie basée à Montréal dont le principal produit est Antidote, un logiciel de correction orthographique et grammaticale. Leur logiciel phare fait déjà usage de l'apprentissage profond pour leur moteur de correction en anglais, en plus d'utiliser un correcteur symbolique pour certains types d'erreurs. Le modèle utilisé en production pour la correction en anglais fait près de 2 corrections sur 3 et représente une part importante du moteur de correction. L'équipe de Druide désire mettre en place un modèle de correction similaire, mais adapté à la langue française. En particulier, ils désirent préentraîner un modèle ELECTRA avec un corpus et un jetoniseur francophones pour que le modèle puisse détecter les erreurs grammaticales présentes dans les textes des utilisateurs d'Antidote.

Pour la réalisation du projet, nous disposons d'un jeu de données d'environ 40 GB de données non structuré. De plus, l'entraînement du modèle se fait localement sur une machine ayant accès à 3 NVIDIA RTX A4000, disposant chacune de 16 GB de mémoire VRAM.

Chapitre 1

Druide et ELECTRA

L'équipe de Druide dispose de deux modèles déjà en place pour la correction des erreurs. Néanmoins, leur modèle en anglais corrige une plus grande gamme d'erreurs. Druide désire améliorer leur moteur de correction en français à l'aide de l'apprentissage profond.

1.1. Contraintes

Le modèle doit être intégré dans le logiciel principal de Druide, Antidote. Or, le logiciel Antidote est déployé sur les ordinateurs personnels des usagers. Cela implique d'importantes contraintes quant aux ressources disponibles pour l'exécution du modèle, notamment en ce qui à trait à la consommation de mémoire. De plus, le logiciel Antidote se doit d'être rapide, puisque attendre plusieurs minutes pour la correction d'un texte volumineux dégrade la qualité de l'expérience des utilisateurs. En d'autres mots, le modèle doit être rapide durant l'inférence. Finalement, le logiciel antidote cible deux système d'exploitation: Windows et MacOS. Le déploiement du modèle sur les machines des usagers se fait à l'aide des bibliothèques ONNX[3] et CoreML. Il est donc nécessaire que le modèle soit supporté par les deux bibliothèques. En résumé, nous avons des limites quant aux ressources disponibles durant l'inférence ainsi que des contraintes quant aux couches et modèles utilisables.

Ces contraintes ont poussé l'équipe du TAL de Druide à sélectionner des petits modèles Transformers[8] avec encodeur. Ces derniers contiennent environ 14 millions de paramètres.

1.2. Méthode de préentraînement ELECTRA

La méthode ELECTRA[2] est une méthode inspirée de la modélisation de langage avec masque (Masked Language Modeling; MLM), mais qui se veut plus efficace et rapide que le MLM. La méthode ELECTRA consiste à entraîner deux modèles: un petit modèle, appelé le générateur, et le modèle final, appelé le discriminant. Le générateur reçoit des jetons masqués

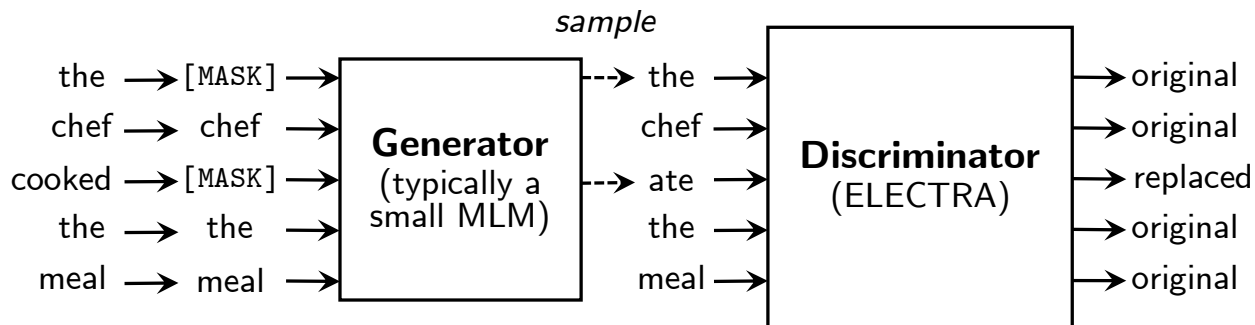


Fig. 1.1. Exemple de la méthode ELECTRA. Figure provenant de [2].

et doit prédire quel était le jeton original situé à la position du masque. Les prédictions du modèle sont échantillonnées, de façon à obtenir une nouvelle séquence, potentiellement différente de la séquence originale. Le discriminant reçoit la nouvelle séquence et a pour tâche de prédire quels jetons sont corrompus et lesquels n'ont pas été modifiés par le générateur. Seul le discriminant est réutilisé pour l'affinage. La méthode est visualisée dans la figure 1.1.

Trois éléments rendent l'entraînement du discriminant plus facile. Premièrement, le générateur dispose de significativement moins de capacité que le discriminant. En effet, ce dernier contient en général 3 à 4 fois plus de paramètres (en excluant les couches de projections *embeddings*) que le générateur. De plus, les entrées du discriminant sont échantillonnées depuis la distribution engendrée par le générateur, au lieu de sélectionner les entrées les plus probables selon la distribution du générateur. Finalement, les poids du générateur sont initialisés aléatoirement et ce dernier est entraîné en même temps que le discriminant, rendant la tâche de plus en plus difficile au fur et à mesure que le générateur s'entraîne. Ces trois facteurs rendent la tâche du discriminant plus facile et permettent de générer des erreurs similaires à ce que le modèle rencontrera en production.

La méthode ELECTRA a été choisie pour deux raisons: c'est une méthode de préentraînement similaire à la correction d'erreurs dans un texte et la méthode ELECTRA permet d'augmenter l'efficacité du préentraînement en atteignant des performances similaires aux performances du MLM en moins d'itérations.

1.3. Architecture ELECTRA

Le modèle ELECTRA utilise une architecture basée sur les modules d'encodeurs des Transformers [8]. L'usage d'une architecture basée sur les transformeur permet d'obtenir une représentation contextuelle pour tous les jetons d'une séquence. Cette avancée a été marquée par l'arrivée de [4], un modèle Transformers (Bidirectional Encoder Representation

from Transformers). Ce modèle a été développé par Google en 2018 et comprend de nombreuses versions de différentes tailles et entraînés sur différentes tâches. Les deux versions canoniques de BERT sont BERT-BASE et BERT-LARGE. Ces deux versions comprennent respectivement 12 couches et 24 couches, chacune étant composée de 768 unités de large, divisées en 12 têtes d’attention multiples. ELECTRA ajoute une nouvelle version plus petite de BERT, dénommée ELECTRA-small. Celle-ci consiste en 12 couches de 256 unités de large. Ces modèles à base d’encodeur sont composées de trois parties:

- Un **jetoniseur**, qui s’occupe de traiter le texte entrant et de le convertir en une séquence de d’entiers.
- Une **couche de projection**, qui permet d’associer à chacun des jetons d’entrées une représentation vectorielle qui dépend de la position du jeton dans la séquence ainsi que du jeton lui-même.
- Un module d’**encodeur**, qui permet d’obtenir une représentation contextualisée des entrées. Cette représentation est apprise et varie selon la tâche finale du modèle ainsi que le corpus utiliser pour entraîner le modèle.

Notre modèle ELECTRA utilise l’architecture ELECTRA-small.

1.4. Affinage pour la détection d’erreurs

Une fois le modèle ELECTRA préentraîné, il est nécessaire d’adapter le modèle pour que celui-ci soit en mesure de détecter efficacement les erreurs dans les textes des utilisateurs. *Druide* a développé une liste des différents types d’erreurs, permettant de classer les différents types d’erreurs en de grandes catégories, telles que les erreurs de virgules, les erreurs de mots manquants, les erreurs d’accord du nom, etc. Cette liste contient 750 différents types d’erreurs. Chaque erreur fait partie d’une de ces grandes catégories, et bon nombre de ces erreurs ont une sous-catégorie, précisant encore plus le contexte associée à l’erreur. La détection d’erreur est modélisée comme une tâche de détection d’entité nommée (DEN/NER), dans laquelle chaque jeton dispose d’une classe. Les classes d’erreurs sont représenté avec un identifiant, tandis que la classe représentant l’absence d’erreurs est représenté par l’identifiant *O*. Le modèle a comme objectif de spécifier la classe de chaque jeton de la séquence. Le schéma *IOB2* [7] est utilisé pour représenter sans ambiguïté les jetons contigus contenus dans la même erreur.

1.5. Infrastructures en place

Notre tâche principale consistait à préentraîner un modèle ELECTRA. Or, un modèle ELECTRA est déjà utilisé pour la tâche de correction en anglais. Ce dernier n’a pas été préentraîné par *Druide*. En effet, la librairie Transformers[10] permet un usage libre de

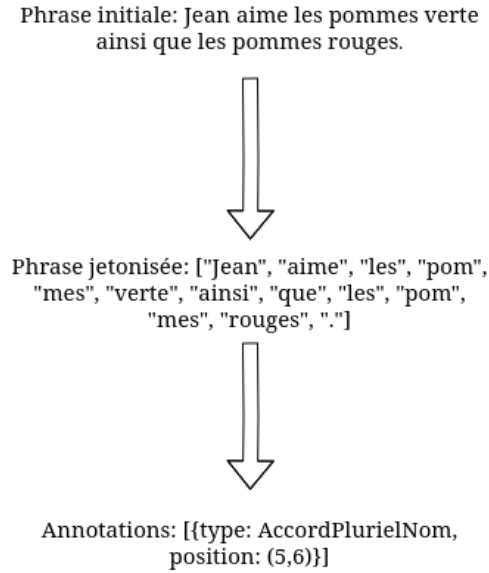


Fig. 1.2. Exemple de la méthode ELECTRA. Figure provenant de [2].

différents modèles ELECTRA préentraînés. De plus, il existe quelques modèles ELECTRA préentraînés sur des corpus francophone. Cependant, aucun d'entre eux ne respectent nos contraintes de tailles et de vitesse. Il est donc nécessaire d'entraîner un modèle à partir d'une initialisation aléatoire.

Nous disposons de deux corpus déjà préparés pour préentraîner et affiner un modèle Electra. Le corpus de préentraînement est une collection de textes non structuré provenant de nombreuses sources, notamment des manuels, des articles de blogues, des livres. Ce corpus de préentraînement est appelé corpus des Combis et représente 40 gigaoctes (Go) de données et 7 milliard de jetons. C'est un corpus deux fois plus grand que le corpus de préentraînement utilisé pour le préentraînement par Google du modèle ELECTRA de même taille. Pour l'affinage, *Druide* dispose d'un corpus contenant près de 100000 annotations sur des textes francophones. Ces annotations sont fournies par *Druide* et proviennent d'équipes de linguistes et d'annotateurs corrigeant des textes et classifiant les erreurs qu'ils y trouvent en fonction des types d'erreurs proposés par *Druide*.

Chapitre 2

Entraînement de modèles initiaux

Le préentraînement d'un modèle de langue se fait en trois étapes. Il est nécessaire de pré-traiter les données, de sélectionner un jetoniseur adapté à la tâche ainsi que d'entraîner le modèle sur la tâche de préentraînement.

2.1. Normalisation des données et entraînement d'un jetoniseur

La normalisation consiste à réduire le nombre de caractères différents contenus dans le corpus. C'est une étape importante puisqu'elle permet de réduire la taille du vocabulaire du jetoniseur sans pour autant perdre des éléments syntaxiques. Notre processus de normalisation consistait à transformer tous les caractères d'espacement (espaces insécables, tabulations, *U+2002*, etc.) en un même caractère d'espace *U+0020*. La normalisation consiste aussi en transformer tous les guillemets (guillemets français, guillemets informatiques, etc.) en guillemets anglais, de retirer les espaces en trop et modifier les types d'apostrophes pour que ceux-ci soient uniformes. La normalisation modifie aussi les espacements entre certains mots. Par exemple, c'est ainsi que le texte "11 ème étage" devienne "11ème étage".

Une fois le texte normalisé, il est possible d'entraîner un jetoniseur adapté à la tâche. En l'occurrence, nous avons initialement sélectionné le jetoniseur Wordpiece [12]. C'est le jetoniseur choisi par les auteurs de l'article de ELECTRA et est actuellement utilisé en production chez Druides. Il répond donc à nos contraintes. Pour l'entraînement du jetoniseur, nous utilisons le corpus des combis normalisé, comprenant environ 40 GO de données. Les hyper-paramètres sélectionnés pour le jetoniseur wordpiece sont donnés dans le tableau 2.1.

2.2. Préentraînement initial

Nous préentraînons le modèle à l’aide de l’implémentation originale de ELECTRA. Celle-ci est disponible au dépôt git suivant: <https://github.com/google-research/electra>. Notre machine dédiée à l’entraînement dispose de 3 GPUs de 16GB de VRAM chacun. Or, l’implémentation originale utilise moins de 16GB de VRAM et ne permet pas l’usage de DDP, limitant la vitesse d’entraînement ainsi que la taille de lot (*batch size*). Pour tirer parti au maximum des 3 GPUs disponibles, nous avons initialisé aléatoirement trois modèles ELECTRA et avons changé l’ordre des données. En entraînant trois modèles sur le même jeu de données modifié, nous espérons être en mesure d’appliquer la méthode de la soupe [11] une fois les modèles affinés et faire un meilleur usage des ressources computationnelles à notre disposition. Les hyper-paramètres utilisés durant l’entraînement des trois modèles sont décrits dans le tableau 2.1. Nous avons divisé par 4 la largeur du générateur, tel que recommandé dans l’article original de ELECTRA [2].

Hyper-paramètres	Discriminant	Générateur
Nombre de couches	12	12
Taille des couches cachées	256	64
Taille des couches de projection	128	128
Nombre de têtes d’attention	4	1
Taille du vocabulaire	30522	30522
Ignore la casse	oui	oui
% des jetons masqués	-	15
Taux d’apprentissage	5e-4	5e-4
Poids de la perte du générateur	-	1
Poids de la perte du discriminant	50	-
Nombre d’itérations de <i>warmup</i>	10000	10000

Tableau 2.1. Hyper-paramètres utilisés pour l’entraînement des modèles

Une fois le préentraînement complété, nous avons obtenu les résultats suivants durant l’évaluation des modèles sur la tâche d’ELECTRA:

Malgré le changement de l’ordre des données, aucun des trois modèles n’a performé différemment des autres modèles. Cette remarque nous a poussé à utiliser la méthode de la soupe [11] dans le but d’améliorer la performance du modèle. Cette méthode sera discutée plus en détails dans la section 4

Métrique	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3
Exactitude du discriminant	0.952	0.949	0.950
AUC du discriminant	0.934	0.929	0.934
Perte du discriminant	0.135	0.142	0.138
Précision du discriminant	0.801	0.794	0.793
Rappel du discriminant	0.469	0.449	0.483
Perte totale	8.967	9.411	9.276
Exactitude du générateur	0.570	0.562	0.550
Perte du générateur	2.216	2.308	2.342
Exactitude du générateur	0.469	0.458	0.448

Tableau 2.2. Résultats d'évaluation des trois modèles sur la tâche ELECTRA

Modèle	Précision	Rappel	F0.5
Modèle initial 1	39.59	23.84	34.97
Modèle initial 2	40.22	24.36	35.63
Modèle initial 3	39.85	24.88	35.57

Tableau 2.3. Résultats des modèles préliminaires sur corpus d'évaluation de la tâche de correction

2.3. Premiers modèles affinés

Une fois les trois premiers modèles initiaux préentraînés, nous avons entraîné ces trois modèles sur la tâche de détection des erreurs en français. Les meilleures métriques enregistrées sont détaillées dans le tableau 2.3

Les mesures F-0.5 obtenues sur l'ensemble de test durant l'affinage sont contenues dans la figure 2.1. Nous utilisons la mesure F-0.5, dont la formule est donnée explicitement dans l'équation 2.3, comme principale métrique pour guider nos décisions. Un poids de 0.5 donne deux fois plus d'importance à la précision par rapport au rappel. Ce choix de métrique permet de prioriser les modèles qui minimisent les faux positifs et qui sont donc plus prudents dans leur détection des erreurs.

$$F_{0.5} = (1 + 0.5^2) \frac{\text{précision} \cdot \text{rappel}}{(0.5^2 \cdot \text{précision}) + \text{rappel}}$$

Tous les modèles ont été entraînés avec les hyper-paramètres décrits dans le tableau 2.4.

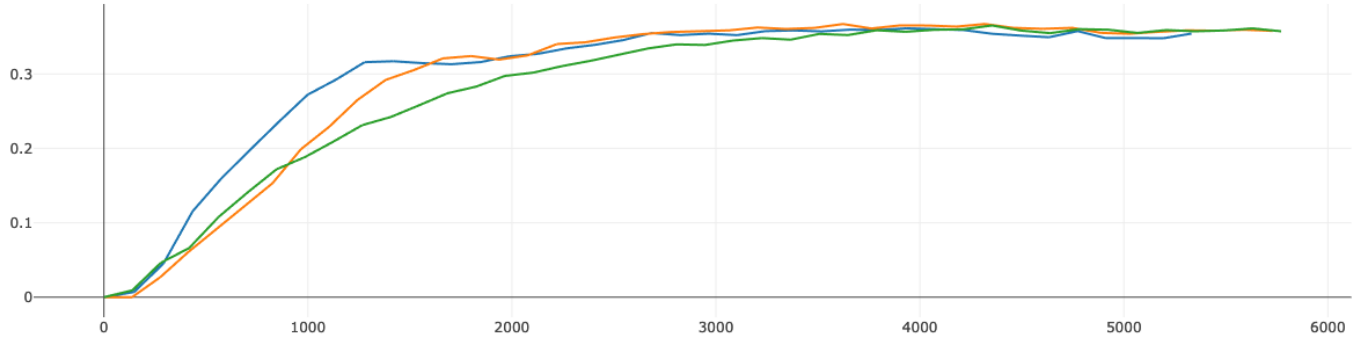


Fig. 2.1. Mesure F-0.5 des trois premiers modèles selon le nombre d’itérations sur données d’évaluation pour la détection d’erreurs en français.

Hyper-paramètres	Discriminant
Taux d’apprentissage	12
Optimisateur	256
Nombre d’époques	128
<i>Weight decay</i>	4
Betas de l’optimisateur	30522
Taille de lots	30522
Nombre d’itérations de <i>warmup</i>	10000

Tableau 2.4. Hyper-paramètres utilisés pour l’affinage des modèles initiaux

2.4. Entraînement d’un modèle avec casse

Nos premiers modèles preentraînés sont limités en terme de performance par leur jetoniseur. En effet, le jetoniseur WordPiece entraîné sur les données ignore la casse, et certains types d’erreurs, tel que les majuscules pour les noms propres, nécessite de connaître la casse des mots. Ce choix n’affecte que peu la performance du modèle durant le préentraînement, mais pose problème durant l’affinage sur la tâche de détection des erreurs. Nous avons donc entraîné un second jetoniseur WordPiece, cette fois-ci sensible à la casse et avec tous les autres hyper-paramètres identiques. Nous avons par la suite entraîné le modèle sur l’ensemble des données, encore une fois avec l’ordre des données mélangée et avec les hyper-paramètres du tableau 2.1. Les résultats du modèle avec casse ainsi que les modèles préliminaires sont contenus dans le tableau 2.5.

Métrique	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle avec casse
Exactitude du discriminant	0.952	0.949	0.950	0.946
AUC du discriminant	0.934	0.929	0.934	0.931
Perte du discriminant	0.135	0.142	0.138	0.149
Précision du discriminant	0.801	0.794	0.793	0.795
Rappel du discriminant	0.469	0.449	0.483	0.471
Perte totale	8.967	9.411	9.276	10.31
Exactitude du générateur	0.570	0.562	0.550	0.499
Perte du générateur	2.216	2.308	2.342	2.848
Exactitude du générateur	0.469	0.458	0.448	0.403

Tableau 2.5. Résultats d’évaluation des trois modèles et du modèle avec casse sur la tâche ELECTRA

Modèle	Précision	Rappel	F0.5
Modèle initial 1	39.59	23.84	34.97
Modèle initial 2	40.22	24.36	35.63
Modèle initial 3	39.85	24.88	35.57
Modèle avec casse	42.59	25.81	37.69

Tableau 2.6. Résultats des modèles préliminaires sur corpus d’évaluation de la tâche de correction avec le modèle sensible à la casse

La performance du discriminant sensible à la casse est similaire à celles des autres discriminant. Cependant, le générateur sensible à la casse performe moins bien que les autres. Une explication possible est que la tâche de prédire le bon jeton en place est plus difficile avec la casse, puisque les jetons contenant la casse sont souvent syntaxiquement identiques, mais sont traités comme étant différents durant l’évaluation.

Nous avons complété l’affinage du modèle en l’entraînant sur la tâche de détection des erreurs en français. Nous avons réutilisé les hyper-paramètres des trois modèles précédents, contenus dans le tableau 2.1. Les résultats du modèle affiné et prenant en compte la casse sont contenus dans le tableau 2.6. Le modèle sensible à la casse performe mieux que les trois modèles initiaux. Cette différence de performance s’explique par la présence d’erreurs basées sur la casse des mots ainsi qu’un pré-entraînement plus efficace.

Les mesures F-0.5 obtenues sur l’ensemble de test durant l’affinage pour le modèle avec casse sont contenues dans la figure 2.2.

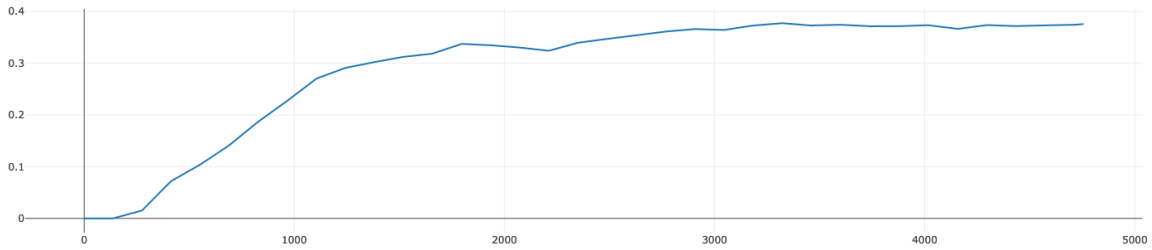


Fig. 2.2. Mesure F-0.5 du modèle avec casse selon le nombre d’itérations sur données d’évaluation pour la détection d’erreurs en français.

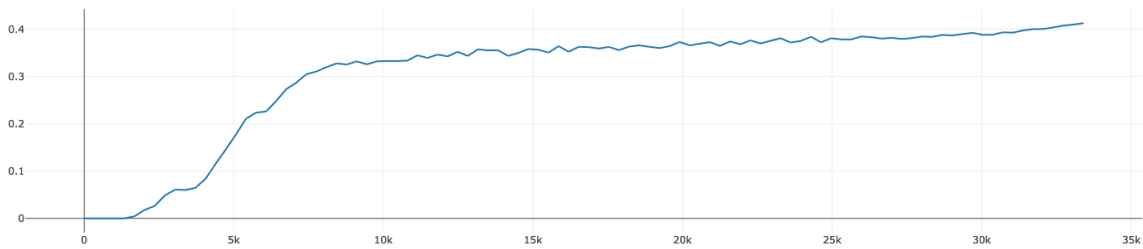


Fig. 2.3. Mesure F-0.5 de CAMEMBERT selon le nombre d’itérations sur données d’évaluation pour la détection d’erreurs en français.

2.5. Comparaison avec CAMEMBERT

Pour connaître le manque à gagner entre nos petits modèles ELECTRA et des modèles plus volumineux, nous avons affiné une plus gros modèle et avons comparé la performances des modèles. Nous avons utilisé CAMEMBERT, un modèle basé sur BERT et préentraîné sur le corpus francophone OSCAR à l’aide de la méthode MLM. CAMEMBERT-base possède plus de 100 millions de paramètres, le rendant près de 7 fois plus gros que nos modèle basés sur l’architecture de ELECTRA-small. Ainsi, il est trop gros pour être déployé dans Antidote. Néanmoins, il offre un possible plafond quant aux performance que nos modèles peuvent atteindre.

Nous avons obtenu la courbe d’entraînement suivante lors de l’affinage de CAMEMBERT sur la tâche de détection des erreurs en français:

Modèle	Précision	Rappel	F0.5
Modèle initial 1	39.59	23.84	34.97
Modèle initial 2	40.22	24.36	35.63
Modèle initial 3	39.85	24.88	35.57
Modèle avec casse	42.59	25.81	37.69
Camembert-base	44.74	29.3	40.47

Tableau 2.7. Résultats des modèles préliminaires sur corpus d'évaluation de la tâche de correction avec le modèle sensible à la casse et Camembert

Le modèle Camembert a atteint une mesure F-0.5 maximale de 40.47, performant mieux que nos modèles initiaux et que le modèle sensible à la casse.

Chapitre 3

Modèle final

Notre modèle final consiste en un modèle ELECTRA-small, faisant usage du jetoniseur de CAMEMBERT. Néanmoins, les augmentations de performance les plus importants proviennent des deux modifications suivantes: la recherche d’hyper-paramètres, à l’aide de la librairie Optuna, et l’ajout d’une phase d’entraînement intermédiaire.

3.1. Recherche d’hyper-paramètres

L’un des plus important facteur permettant d’augmenter la performance de notre modèle final est l’usage de méthode de recherche d’hyper-paramètres. Nous avons utiliser la librairie Optuna, une librairie *Python* spécialisée pour la recherche d’hyper-paramètres. En particulier, nous avons utilisé l’algorithme itératif *TPE* [9], [1]. Cet algorithme itératif part d’un ensemble d’hyper-paramètres possibles et tente de trouver la combinaison maximisant une métrique donnée. Dans notre cas, nous avons utilisé la mesure f-0.5 comme métrique à maximiser. Nous avons permis à l’algorithme *TPE* d’exécuter un maximum de 8 expériences, chacune faisant usage d’un différent ensemble d’hyper-paramètres. Pour toutes ces expériences, nous avons permis à l’algorithme *TPE* de sélectionner la valeur des hyper-paramètres suivants:

- Taille des lots durant la phase d’entraînement
- *Weight decay* de l’optimisateur
- Taux d’apprentissage

Cette recherche d’hyper-paramètres requiert un affinage complet du modèle pour chaque expérience et est donc trop dispendieux pour être utilisé à grande échelle. Néanmoins, la recherche d’hyper-paramètres à permis d’établir un nouveau record sur la tâche de correction en français, augmentant la F-mesure à 41,23.

3.1.1. Note sur la qualité des données d’affinage

La recherche d’hyper-paramètres a révélé une tendance intéressante: les modèles gagnent à avoir une très petite taille de lot (*batch size*) lors de leur entraînement. En effet, les modèles performant le mieux ont obtenus leur meilleure performance en utilisant une taille de lot de 8. Cette observation offre un contraste drastique entre les méthodes d’entraînement contemporaines pour les modèles de langue, qui font souvent usage d’une très grande taille de lot. Une raison souvent donnée pour expliquer les meilleures performances des modèles entraînés avec une grande taille de lot est qu’une taille de lot plus grande offre une plus grande résistance quant aux exemples bruités, contenant des erreurs ou plus généralement de mauvaise qualité. Or, la meilleure performance des modèles utilisant une petite taille de lot s’explique par la qualité des données annotés. En effet, les exemples contenus dans le corpus de test sont annotés par des humains formés pour une telle tâche, et les textes sont basés sur des corpus filtrés des humains, bien souvent des linguistes.

3.2. Phase d’entraînement intermédiaire

Le plus gros gain de performance enregistré durant l’entraînement, en terme de mesure f-0.5 est l’ajout d’une phase d’entraînement intermédiaire. Cette phase additionnelle a rendu l’entraînement plus stable ainsi qu’augmenté la performance du modèle final.

3.2.1. Collecte et extraction des données

Nous avons été en mesure d’augmenter les données annotés à l’aide des corrections des utilisateurs. L’application Antidote dispose d’une version Web. Celle-ci est établie depuis de nombreuses années et collecte les données anonymisées des utilisateurs. Cette base de données comporte notamment les phrases anonymisée entrée par les utilisateurs de Antidote Web, ainsi que les phrases corrigées correspondantes et les correctifs proposées par Antidote qui ont été acceptées par les utilisateurs. Ainsi, les faux positifs proposés par antidote sont potentiellement ignorés par utilisateurs et ne font donc pas partie du nouveau corpus. Après l’extraction des données, nous avons traité ces nouvelles données pour que ces derniers soit compatibles avec notre méthodologie d’entraînement. Nous avons nettoyé le corpus en retirant les corrections ne faisant pas partie de la liste de corrections utilisées dans l’affinage. Ce nouveau corpus contient un total de 3.5 millions de phrases annotés provenant des utilisateurs et corrigés par Antidote. Ce nouveau corpus est ainsi 35 fois plus grand que le corpus d’affinage initial, qui contient 100000 corrections faites par des linguistes.

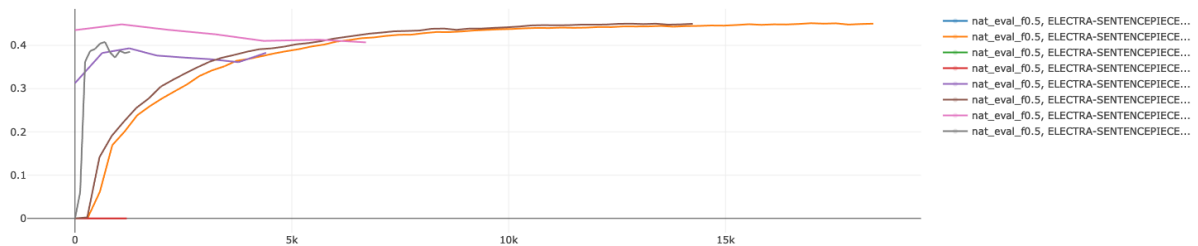


Fig. 3.1. Mesures F-0.5 des modèles ELECTRA avec SentencePiece sur la détections des erreurs en français, avec l’ajout de la tâche intermédiaire. Les différentes courbes correspondent à différentes expériences faites à l’aide d’Optuna. L’axe des 5 représente le nombre d’itérations et l’axe horizontal représente la mesure F-0.5.

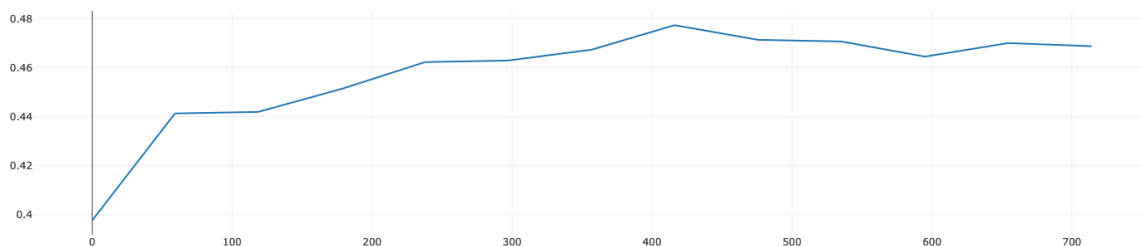


Fig. 3.2. Courbe de la mesure F-0.5 durant l’affinage du modèle final. Ce dernier correspond au meilleur modèle et utilise l’architecture ELECTRA. De plus, ce modèle a été entraîné avec la phase intermédiaire et utilise le jetoniseur SentencePiece.

3.2.2. Résultat de la phase intermédiaire

Nous avons utilisé ce nouveau corpus comme un tâche intermédiaire. Celle-ci est exécutée après le pré-entraînement et après l’affinage du modèle. Cette nouvelle phase intermédiaire s’est avérée être très importante pour la performance du modèle sur la correction des erreurs en français. Nous avons observé une augmentation de près de 5 points de mesure F-0.5 ainsi qu’une hausse importante dans la vitesse à laquelle les modèles convergent :

Il est intéressant de noter la diminution du temps avant d’atteindre la convergence. En effet, les modèles initiaux (figure 2.1) débutent leur affinage avec une mesure F-0.5 de 0, tandis que le modèle final débute son affinage avec une mesure F-0.5 de près de 0.4. De plus,

Modèle	F0.5
Modèle initial 1	34.97
Modèle initial 2	35.63
Modèle initial 3	35.57

Tableau 3.1. Résultats finaux des modèles sur corpus d'évaluation de la tâche de correction

le nouveau modèle obtient une meilleure performance finale, telle qu'indiqué dans le tableau des résultats 3.1.

Chapitre 4

Autres techniques

La plupart des techniques mise en oeuvre durant ma recherche n'ont pas eu données les résultats escomptés. Cette section contient les résultats de ces différentes techniques qui n'ont pas améliorée la performance des modèles. Ces techniques y seront brièvement abordées.

4.1. Soupe

Nous avons appliqué la méthode Soupe (de l'anglais *Soup*) [11], qui consiste en une somme pondérée des poids des paramètres des différents modèles. Cette méthode permet simple permet d'augmenter la performance de modèles affinés sans pour autant faire usage de beaucoup de ressources et sans augmenter le temps d'inférence. L'intuition derrière cette technique est qu'un meilleur modèle se trouve souvent entre plusieurs modèles affinés. Donc, si nos modèles utilisés pour faire la soupe sont à proximité d'un minimum local pour une fonction de perte donnée, alors la moyenne arithmétique des poids des modèles pourrait résulter en un modèle dont la perte est plus proche de l'optimum local.

Nous avons fait une soupe à partir de nos 3 premiers modèles affinés, décrits dans la section 2.3. Nous avons par la suite affiné notre soupe sur la tâche de détection des erreurs. Malheureusement, notre modèle n'a jamais été en mesure de converger durant l'affinage. Une explication possible est qu'au moins une de nos trois modèles affinés convergeait vers un optimum local différent. Ainsi, l'initialisation du modèle soupe était éloignée des optimums locaux des modèles.

4.2. Nettoyage des données

Une part essentielle de l'entraînement est de fournir des données de qualité à notre modèle. Or, une partie importante du corpus de pré-entraînement est de piètre qualité. En effet, les données proviennent de plusieurs types de sources différentes: livres, revues, article

de blogue et site internet. Toutes ces sources ne sont pas sans erreurs ou ne contiennent pas nécessairement des textes avec un niveau de langue suffisant. C’est pourquoi retirer les exemples de piètre qualité est importants. Or, le nettoyage d’un corpus de grande taille nécessite l’usage d’heuristiques de sélection. Pour la création du pipeline de nettoyage, nous avons utiliser la librairie *Datatrove* de *HuggingFace* [6] et l’avons modifié pour qu’elle convienne à notre usage.

Nous avons appliqués principalement 4 filtres, dont l’ordre d’apparition est le suivant:

- Filtre de longueur
- Filtre de langue
- Filtre de Gopher
- Filtre de C4

Le filtre de longueur retire les exemples qui contiennent moins de 6 mots et Le filtre de langue retire les exemples qui ne sont pas en français. Ce dernier fait usage d’un modèle FastText [5] pour détecter la langue du texte. Le filtre Gopher est plus complexe et utilise plusieurs heuristiques pour filtrer le contenu du corpus:

- La longueur de l’exemple est supérieure à 100000 mots et inférieure à 5 mots
- La proportion de lettres parmi l’exemple est inférieure à 70%
- La proportion de symboles parmi les mots est supérieure à 10%
- Le nombre de *stop words* est inférieur à 2

Finalement, le filtre C4 retire les exemples contenant du JavaScript, le terme *Lorem Ipsum*, le symbole { ou encore les exemples contenant des conditions d’utilisations.

Les filtres ont retiré près de 23% du contenu total initial du corpus: des 314 907 209 exemples initiaux, il en reste 242 710 245 dans le corpus nettoyé. Les différents filtres ont eu un impact variable sur le résultat final:

- filtre de longueur: retiré 38 585 180 exemples
- filtre de langue: retiré 8 283 109 exemples
- Gopher: retiré 25 228 530 exemples
- C4: retiré 14 741 exemples

Après le nettoyage du corpus, nous avons entraîné une nouvelle fois un modèle, mais cette fois-ci sur le corpus restreint. Nous avons utilisé les mêmes hyper-paramètres que le meilleur modèle décrit au chapitre 3 durant le pré-entraînement et la phase intermédiaire, puis avons effectué une recherche d’hyper-paramètres à l’aide d’Optuna. La figure 4.1 montre les courbe de mesure F-0.5 durant la recherche d’hyper-paramètre sur la tâche de détection des erreurs en français.

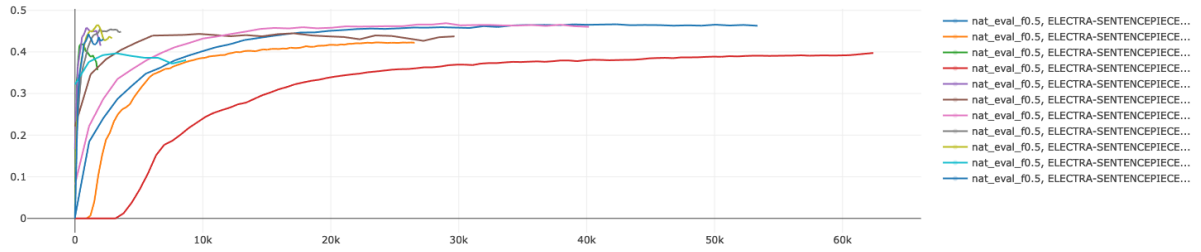


Fig. 4.1. Mesure F-0.5 durant la recherche d'hyper-paramètres après avoir pré-entraîné sur le corpus nettoyé. Aucun des modèle n'atteint la performance du modèle final (3.2)

Chapitre 5

Conclusions

Durant ce stage, je me suis familiarisé avec les principales étapes du développement d'un système en traitement automatique de la langue. J'ai travaillé sur le nettoyage et traitement des données, le prototypage de différents modèles ainsi que l'évaluation des modèles d'apprentissage automatique. De plus, nous avons appris à connaître l'écosystème d'apprentissage automatique en *Python* ainsi que les modèles considérés comme l'état de l'art en traitement automatique des langues.

Nous avons obtenu de bons résultats préliminaires, notamment en ajoutant une phase intermédiaire durant l'entraînement et en effectuant une recherche d'hyper-paramètre. Nous pensons qu'une avenue d'amélioration du modèle consisterait à faire usage de grands modèles de langues dans le but de générer des données artificielles de bonnes qualité. En particulier, une stratégie qui pourrait être intéressante pour augmenter la performance du modèle serait d'utiliser un grand modèle de langue pour générer des phrases comportant des erreurs dans le but d'augmenter la taille du corpus d'entraînement. Il serait particulièrement intéressant de générer des données artificielles pour les types d'erreurs avec lesquels notre modèle à encore de la difficulté. Cela permettrait de réduire le coût et le temps de génération des phrases artificielles et permettrait d'avoir un modèle plus performant sur tous les types d'erreurs présent dans la liste des erreurs corrigés par Antidote.

Références

- [1] James Bergstra, Rémi Bardenet, Yoshua Bengio, et Balázs Kégl, *Algorithms for hyper-parameter optimization*, Advances in Neural Information Processing Systems (J. Shawe-Taylor, R. Zemel, P. Bartlett, F. Pereira, et K.Q. Weinberger, eds.), vol. 24, Curran Associates, Inc., 2011.
- [2] Kevin Clark, Minh-Thang Luong, Quoc V. Le, et Christopher D. Manning, *Electra: Pre-training text encoders as discriminators rather than generators*, 2020.
- [3] ONNX Runtime developers, *Onnx runtime*, <https://onnxruntime.ai/>, 2021, Version: x.y.z.
- [4] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, et Kristina Toutanova, *Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*, 2019.
- [5] Armand Joulin, Edouard Grave, Piotr Bojanowski, Matthijs Douze, Herve Jégou, et Tomas Mikolov, *Fasttext.zip: Compressing text classification models*, arXiv preprint arXiv:1612.03651 (2016).
- [6] Guilherme Penedo, Hynek Kydlíček, Alessandro Cappelli, Mario Sasko, et Thomas Wolf, *Datatrove: large scale data processing*, 2024.
- [7] Lance A. Ramshaw et Mitchell P. Marcus, *Text chunking using transformation-based learning*, 1995.
- [8] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, et Illia Polosukhin, *Attention is all you need*, 2023.
- [9] Shuhei Watanabe, *Tree-structured parzen estimator: Understanding its algorithm components and their roles for better empirical performance*, 2023.
- [10] Thomas Wolf, Lysandre Debut, Victor Sanh, Julien Chaumond, Clement Delangue, Anthony Moi, Pierric Cistac, Tim Rault, Rémi Louf, Morgan Funtowicz, Joe Davison, Sam Shleifer, Patrick von Platen, Clara Ma, Yacine Jernite, Julien Plu, Canwen Xu, Teven Le Scao, Sylvain Gugger, Mariama Drame, Quentin Lhoest, et Alexander M. Rush, *Transformers: State-of-the-art natural language processing*, Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations (Online), Association for Computational Linguistics, October 2020, pp. 38–45.
- [11] Mitchell Wortsman, Gabriel Ilharco, Samir Yitzhak Gadre, Rebecca Roelofs, Raphael Gontijo-Lopes, Ari S. Morcos, Hongseok Namkoong, Ali Farhadi, Yair Carmon, Simon Kornblith, et Ludwig Schmidt, *Model soups: averaging weights of multiple fine-tuned models improves accuracy without increasing inference time*, 2022.
- [12] Yonghui Wu, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc V. Le, Mohammad Norouzi, Wolfgang Macherey, Maxim Krikun, Yuan Cao, Qin Gao, Klaus Macherey, Jeff Klingner, Apurva Shah, Melvin Johnson, Xiaobing Liu, Łukasz Kaiser, Stephan Gouws, Yoshikiyo Kato, Taku Kudo, Hideto Kazawa, Keith Stevens, George Kurian, Nishant Patil, Wei Wang, Cliff Young, Jason Smith, Jason Riesa, Alex Rudnick, Oriol Vinyals, Greg Corrado, Macduff Hughes, et Jeffrey Dean, *Google’s neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation*, 2016.