

Table des matières

1	Réalisation et résultats	2
1.1	Introduction	2
1.2	Environnement de développement	2
1.2.1	Machines utilisées	2
1.2.2	Langages de programmation	3
1.2.3	Librairies et bibliothèques	4
1.2.4	Outils et logiciels de développement	6
1.3	ASR (to be changed)	6
1.3.1	Ensemble de test	7
1.3.2	Méthodologie d'évaluation	7
1.3.3	Résultats	8
1.3.4	Intégration dans l'application	8
1.4	NLU (to be changed)	8
1.4.1	Ensemble de test	8
1.4.2	Méthodologie d'évaluation	8
1.4.3	Résultats	11
1.4.4	Intégration dans l'application	17
1.5	Ontologie et manipulation du graphe d'état	17
1.6	L'agent de dialogue	17
1.6.1	Encodeur de graphe	18
1.6.2	Apprentissage par renforcement	20
1.7	Application PCS2	24
1.7.1	Backend	25
1.7.2	Frontend	26
1.8	Conclusion	26

To correct

To explain more deeply

Chapitre 1

Réalisation et résultats

1.1 Introduction

Dans la partie conception, nous avons proposé certaines modifications à apporter sur des approches existantes ainsi que des méthodes que nous avons jugées intéressantes pour notre système. Nous allons, dans la suite de ce chapitre, montrer la faisabilité de ces méthodes ainsi que leurs avantages et leurs limites.

Nous commençons par décrire l'environnement de travail. Nous détaillerons par la suite les aspects de l'implémentation des différents modules de notre application qui seront évalués et analysés. Pour clôturer avec une application d'un assistant personnel pour la manipulation de fichiers.

1.2 Environnement de développement

Dans cette section nous allons présenter les différents outils (logiciels et matériels) qui ont été utilisé pour l'implémentation de BETHANO.

1.2.1 Machines utilisées

Principalement, le développement se divise en deux parties :

- Apprentissage : les données sont récoltées ou construites puis nettoyées et préparées. Les modèles sont développés, entraînés puis testés.
- Les modules sont implémentés puis connectés et intégrés dans l'application.

Pour ce faire nous avons utilisé des machines dont les spécificités sont mentionnés ci-dessous :

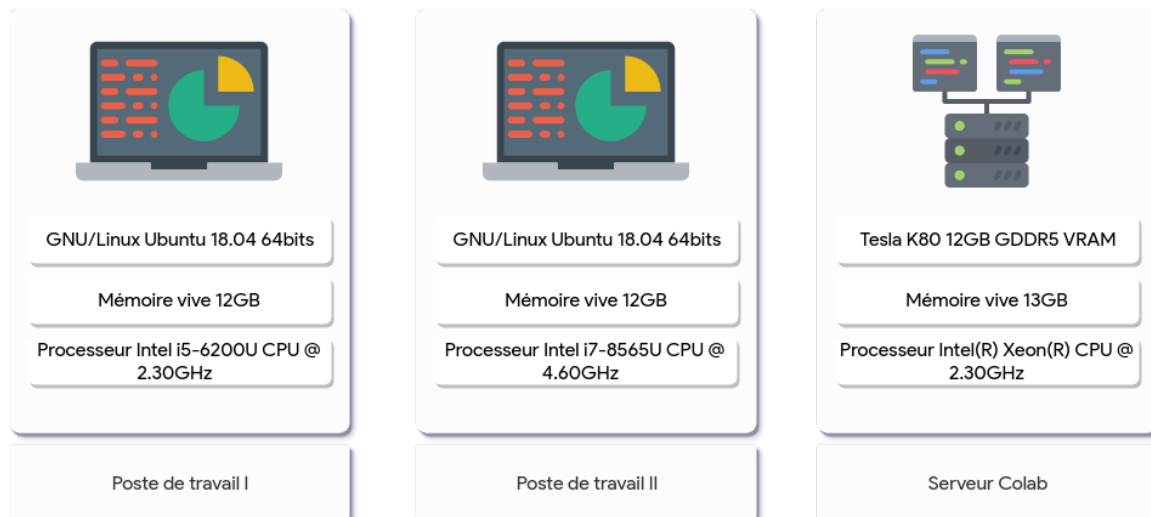


Figure 1.1 – *Caractéristiques des machines*

En ce qui concerne la partie logicielle une liste non exhaustive est présentée ci dessous, qui ne mentionne que les outils les plus utilisés et les plus exploités :

1.2.2 Langages de programmation



Figure 1.2 – *Langages de programmation utilisés*

Python

C'est un langage de programmation interprété de haut niveau, structuré et open source. Il est multi-paradigme (orienté objet, programmation fonctionnelle et impérative) et multi-usage. Il est, comme la plupart des applications et outils open source, maintenu par une équipe de développeurs un peu partout dans le monde. Il offre une grande panoplie d'extensions (packages) pour résoudre une variété de problèmes, qu'ils soient reliés au développement d'applications de bureau, web ou mobiles [?].

Javascript

JavaScript est un langage de programmation utilisé principalement par les navigateurs web pour exécuter un bout de code incorporé dans une page web plus communément appelé script. Il permet la manipulation de tout les éléments inclus dans une page, et par conséquent permet une gestion dynamique de ces dernier. Il est beaucoup utilisé du coté

client mais peut aussi être exécuté du côté serveur. Tout comme Python il offre une grande variété dans le choix des modules qui peuvent ajouter de nouvelles fonctionnalités, le tout géré par un gestionnaire de module *npm*¹ devenu un standard [?].

1.2.3 Bibliothèques et bibliothèques



Figure 1.3 – Bibliothèques et librairies les plus utilisées

DeepSpeech API

Package python qui fait office d'interface entre un script Python et la librairie de reconnaissance automatique de la parole DeepSpeech [2]. Il permet entre autre de charger différents modèles acoustiques ou modèles de langues. Il offre aussi la possibilité d'utiliser des scripts d'apprentissage prédéfinis pour peu que les données soient organisé suivant une certaine norme, ces scripts sont notamment hautement paramétrables [?].

PyAudio

Librairie python destinée à la manipulation des fichiers ou flux audios. Elle offre entre autre la possibilité d'extraire des méta-données sur un flux audio (fréquence d'échantillonnage, débit ...). La possibilité d'extraire le vecteur de caractéristiques d'un extrait audio est aussi présente comme fonctionnalité [?].

Beatiful Soup

Bibliothèque Open source permettant l'analyse de fichier html pour en extraire ou y injecter des données. Principalement utilisée pour filtrer les balises nécessaire depuis une page web [?].

1. Node Package Manager ou Gestionnaire de packages Node

PySpark

Package Python utilisé comme interface pour interagir avec un serveur Spark. Il permet entre autre de lire et écrire des données dans le nouveau format Hadoop [?].

Scikit-Learn

Bibliothèque Open source conçue pour rapidement développer des modèles pour l'apprentissage automatique, principalement utilisé pour ses nombreux outils de pré-traitement des données (codification, normalisation, filtrage ...) [?].

Numpy

Bibliothèque spécialisée dans la manipulation de grands volumes de données numériques, notamment les vecteurs (tableaux) multi-dimensionnels, les opérations sur ces dernier sont implémentés en C pour optimiser au maximum leur coût en temps de calcul ou ressources mémoires utilisées. Elle offre des structures de données compatibles avec beaucoup d'autre librairies comme Tensorflow ou Keras [?].

Tensorflow & Keras

Vaste librairie dédiée à l'apprentissage automatique, et plus particulièrement au réseaux de neurones et l'apprentissage profond. Optimisée pour exécuter des opérations à grande échelle et massivement distribuées sur un réseau, Tensorflow offre la possibilité d'implémenter une grande variété d'architectures de modèles avec un maximum d'efficacité. Elle dispose d'un package Python permettant d'interagir avec le cur de la librairie mais reste néanmoins assez bas-niveau et rudimentaire. Keras quant à lui propose de rajouter une couche d'abstraction à Tensorflow. c'est une package python destiné à faciliter le développement de modèles pour l'apprentissage profond tout en offrant la possibilité de rajouter et modifier un grand nombre de fonctionnalités par défaut. Sa force réside dans le fait qu'il peut utiliser au plus bas niveau plusieurs librairies autre que Tensorflow comme Theano et CNLTK [?, ?, ?, ?].

Flask

Micro-librairie Open source dédiée au développement d'applications basé web. De base, cette librairie est très légère, mais elle offre la possibilité d'ajouter des extensions qui s'intègrent très facilement au système de base [?].

Vuetify

Librairie Open source basée sur VueJs dédié au développement d'interface web ou mobile. Elle implémente le paradigme Material Design de Google et offre la possibilité d'étendre

les composants de base et de créer des interfaces belle et adaptatives [?].

1.2.4 Outils et logiciels de développement

PyCharm

PyCharm est un environnement de développement intégré spécialisé et optimisé pour programmer dans le langage Python (voir 1.2.2 ci dessus). Il permet l'analyse de code en continue et offre un débogueur intégré pour exécuter un code instruction par instruction. Il offre également l'intégration de logiciel de gestion de versions comme Git [?], et supporte le développement web avec Django et Flask [?].

Git

Système de gestion de versions décentralisé. Il permet entre autre de gérer les différentes versions d'un projet durant son développement, mais aussi de garder l'historiques des modifications effectuées ainsi que la possibilité de régler des conflits lors de l'intégration finale des contributions des développeurs [?].

Google Colaboratory

Colaboratory est un outil de recherche et développement pour la formation et la recherche associées à l'apprentissage profond. C'est un environnement Python qui ne nécessite aucune configuration et offre la possibilité d'utiliser de puissantes machines rendues accessibles par Google pour accélérer la phase d'apprentissage [?].

Protégé

Protégé est un système dédié à la création et la modification d'ontologies. Il est développé en Java et est Open source distribué sous une licence libre (la Mozilla Public License). Il se démarque par le fait qu'il permet de travailler sur des ontologies de très grandes dimensions [?].

1.3 ASR (to be changed)

Pour ce premier module, il a été très difficile d'effectuer les tests idéals. En effet, nous n'avons pas pu trouver un ensemble de données qui proposait du contenu en rapport avec Bethano. Cependant puisque nous avons pu construire un mini-ensemble pour tester l'apport de notre modèle de langue. Les résultats ne doivent pas être pris comme une référence absolue, mais plutôt comme une indication pour de futurs possible tests.

1.3.1 Ensemble de test

Pour tester le modèle acoustiques, les données récoltées à travers le projet Common-Voice ?? constituent un assez bon échantillon. De par la nature des enregistrement (sur téléphone portable, par plusieurs genre et accent de locuteurs ...) et mais aussi de par le volume (environs 500 heures d'enregistrements audios).

Pour le modèle de langue il s'agit de celui mentionné dans la section ??. Quelques modifications ont été rajoutée comme le filtrage des mots qui n'appartiennent pas à la langue anglaise. Mais au prix du sacrifice de quelques noms propres non reconnus ou bien de séquences de mots/lettres sans réel sens.

1.3.2 Méthodologie d'évaluation

Les tests ont été effectués dans un serveur Colab pour libérer les machines locales. Les principales étapes sont les suivantes :

1. **Préparation des données** : Les données sont téléchargé depuis le serveur de Mozilla pour être stockées sur le serveur. il faut ensuite lancer le script d'évaluation qui converti les fichiers audio en .wav et construit un fichier index au format .csv pour trouver les enregistrements sur le disque.
2. **Métriques retenues** : À chaque lot de données (fixé à 64 instances) le **WER** (Word Error Rate) est calculé. Pour rappel la formule du WER est la suivante :

$$WER(y, \hat{y}) = \frac{S + D + I}{S + D + C} = \frac{S + D + I}{N}$$

Où :

- y est la séquence de mots prédite appelée Hypothèse.
 - \hat{y} est la séquence de mots réelle appelée Référence.
 - S est le nombre de substituions (compté en mots) réalisées entre l'hypothèse et la référence.
 - D est le nombre de suppressions qu'a effectué le système. donc le nombre de mots supprimés dans l'hypothèse par rapport à la référence.
 - I est le nombre d'insertions effectuées par le système (c.à.d) le nombre de mots rajouté à l'hypothèse par rapport à la référence.
 - C est le nombre de mots bien placés.
 - N est la longueur totale de la séquence en nombre de mots
3. **Boucle d'évaluation** l'opération précédente est réitérée en incrémentant à chaque fois le taux d'utilisation de notre modèle de langue (de 20% à 100% avec un pas de 10%). Le WER associé est ensuite comparé à celui obtenu en utilisant le modèle de langue par défaut que propose DeepSpeech. L'algorithme suivant explique les démarches :

1.3.3 Résultats

Les résultats sont décrits dans les tableaux ... et ...

1.3.4 Intégration dans l'application

1.4 NLU (to be changed)

Pour ce module, une approche assez classique à été utilisée, l'ensemble de test est extrait de l'ensemble d'apprentissage (plus de détail dans la section suivante). Les métriques d'évaluation utilisées sont mentionnées dans la sous section 1.4.2. Nous commençons d'abord par détailler le contenu de l'ensemble de tests. Puis nous présenterons la méthodologie suivie pour la réalisation de ces tests. Un tableau récapitulatif sera présenté avant la fin pour illustrer les différents résultats.

1.4.1 Ensemble de test

Comme mentionné dans la section XXX, nous avons nous même construit un ensemble d'apprentissage relativement varié. Il regroupe essentiellement des commandes ou requêtes liées à l'exploration de fichier pour le moment car c'est la tâche rudimentaire que Bethano peut accomplir.

L'ensemble de test est dérivé de celui d'apprentissage selon une politique de découpage basée sur le taux de présence d'un intent (intention). Comme illustré dans XXX, un pourcentage de chaque groupe d'instance affilié à la même classe est utilisé à la fois pour la validation et pour le test.

Une liste exhaustive des intentions et slots est introduite respectivement dans les tableaux XXX et XXX ci dessous :

1.4.2 Méthodologie d'évaluation

Après avoir construit l'ensemble de test, un parcours exhaustif des différentes combinaisons des paramètres suivant est effectué :

- **Architecture d'encodage** : C'est à dire l'utilisation ou pas d'un réseau récurrent LSTM de base ou bien BiLSTM. Le but étant de montrer que le modèle pourra mieux interprété les données en entrée s'il capture le contexte de chaque mots.
- **Nombre neurones pour la couche de classification d'intention** : Lorsque l'encodeur retourne le dernier vecteur d'état caché, ce dernier passera par un réseau de neurones complètement connecté et multi-couche (nombre de couches fixé à 3 par soucis de performance, une couche d'entrée, une couche intermédiaire et une couche de sortie). Le nombre de neurones dans la couche caché dépend grandement de la complexité de la tâche à effectuer. La classification d'intentions pour l'exploration de

fichier était relativement simple, nous avons commencé avec 32 neurones puis nous avons doublé ce nombre jusqu'à 512 pour, en théorie, donner plus de puissance au classificateur tout en évitant un sur-apprentissage par surplus de neurones.

- **Nombre d'unités d'une cellule LSTM (respectivement BiLSTM)** : Comme mentionné dans XXXXX, les portes d'une cellule LSTM (résp. BiLSTM) sont en vérité des réseaux de neurones denses (complètement connectés) et donc un ensemble de matrice de poids à être optimiser. La capacité à "apprendre" la représentation des séquence dépend donc aussi du nombre de neurones dans ces mini-réseaux. Par le même raisonnement employé pour le classificateur d'intention, nous avons commencé avec un petit nombre de neurones pour examiner où se trouverait le seuil minimal qui permettra au modèle de généraliser, mais aussi où le seuil critique se situerait pour permettre au modèle de ne pas tomber dans un cas de sur-apprentissage. Nous partons de 128 jusqu'à 512 unités avec pas de 32 unités.
- **Fonction d'activations** : C'est un élément essentiel qui permet d'introduire la non-linéarité dans les relations entre chaque neurones de couches voisines. Ces fonctions permettent de mieux représenter les seuils d'activations des neurones. La fonction la plus utilisée dans la littérature est actuellement ReLu (Rectified Linear Unit) car elle a expérimentalement donnée de meilleurs résultats dans une grande variété de tâches et problèmes liés à l'apprentissage automatique et à la classification et étiquetage de texte. Par souci d'exhaustivité nous avons quand même décidé de tester deux autre fonctions *tanh* (Tangente Hyperbolique) et *sigmoid* (Sigmoid). Pour chaque couche de sortie, la fonction *Softmax* à été appliquée car chaque couche traite d'un problème de classification multi-classes.
- **Fonction erreur** : C'est l'élément clé pour la phase d'apprentissage, cette fonction détermine le degré d'exactitude du modèle, à quel point il est proche de la bonne réponse. Nous avons décidé d'utiliser comme fonction erreur la fonction *Categorical_crossentropy* ou Erreur Logistique. toute fois de par la nature de l'ensemble d'apprentissage et de test. Une version pondérée de cette fonction à été préféré, Pour palier au problème du non équilibrage des classes (que ce soit pour la classification d'intentions, ou pour la reconnaissance d'entité du domaine).

Les poids des classes sont calculés selon la formule suivante :

$$Poids_i = \max(1, \log \frac{T}{T_i})$$

Où :

- T est le nombre total d'instances
- T_i est le nombre d'instance dont la classe est C_i

La formule de la fonction erreur devient donc :

$$Erreur(y, \hat{y}) = - \sum_i^C y_i * \log(\hat{y}) * Poids_i$$

Où :

- y est le vecteur en sortie produit par le modèle à la suite d'une fonction *Softmax*.

- \hat{y} est le vecteur de classe réelle présent dans l'ensemble d'apprentissage
- C est le nombre de classe au total.
- **Fonction d'apprentissage** : Le choix de la fonction d'apprentissage est généralement affecté par un désir de précision et de rapidité. Une fonction qui converge rapidement en un minimum local peut être parfois préféré à une autre qui prendrait un temps considérable pour soit se retrouver dans le même minimum ou un autre minimum local (donc sans garanti de minimum optimal de la fonction erreur). Les deux fonctions utilisées sont RmsProp et Adam qui sont connue pour leur rapidité de convergence.
- **Encodage des entrée sorties** : Là encore le choix de l'encodage des données influe grandement sur la capacité du modèle à distinguer et à représenter les différentes informations qui lui sont présentées. Comme initiative de notre part nous avons mentionné dans la section XXX l'ajout de l'étiquette morphosyntaxique de chaque mot à l'encodage. Nous avons donc lancé les tests sur un encodage avec (respectivement sans) l'ajout des étiquettes pour mieux constater sont intérêt.
- **Découpage des données** Comme mentionné dans XXX, la stratégie était de prendre aléatoirement les même proportions pour chaque sous ensemble de chaque classes (intentions ou entités de domaine). Comme nous avons décidé de faire varier les proportions de test et d'apprentissage en fixant celui de validation car nous avons remarqué que notre modèle n'arrivait pas à bien généraliser la relation entre les entrées et les sorties. Notre intuition portait sur le fait que le manque de données pouvait en être la cause (voir la section XXX pour plus de détails). Ainsi nous avons varié le taux de découpage pour le tests entre 25 et 75% avec un pas de 25%. Le taux de découpage pour l'apprentissage est évidemment de $(100\% - T_{test}) * 10\%$.

Pour éviter que le modèle ne sur-apprenne, nous avons volontairement interchanger quelques mots dans la séquence d'entrée et celle de sortie pour introduire un certain taux d'erreur et de variété. Cet échange se fait suivant une probabilité q fixé à 20%, bien entendu les étiquettes morphosyntaxiques ne sont pas échangé pour garder la structure de la phrase correcte.

Pour le reste des hyperparasites, la plus part ont été fixé par manque de temps et de ressources. Ainsi le nombre d'epochs (itération) a été limité au maximum à 4 avec une politique d'arrêt anticipé si la fonction erreur d'évaluation ne diminue pas plus d'un taux $\Delta E = 2 * 10^{-3}$. Les métriques employées pour évaluer les deux classificateurs sont les suivantes :

- **Précision** : il s'agit d'une métrique classique qui évalue à quel point le modèle est bon pour prédire les classes.

$$Pr = \frac{VP}{VP + FP}$$

Où :

- VP (Vrais Positifs) : nombre de cas où le modèle prédit correctement la classe comme étant positive.
- FP (Faux Positifs) : nombre de cas où le modèle ne prédit pas correctement la classe comme étant positive (il rate son tir).

- **Rappel** : Cette métrique évalue la capacité du modèle à effectuer des classifications correctes par rapport à tout l'ensemble de test. Plus formellement :

$$Rap = \frac{VP}{VP + FN}$$

Où :

- *VP* (Vrais Positifs) : nombre de cas où le modèle prédit correctement la classe comme étant positive.
- *FN* (Faux Négatif) : nombre de cas où le modèle ne prédit pas correctement la classe comme étant négative (il rate son tir).
- **F-Mesure** : Mesure qui combine (d'un point de vue ensembliste) la précision et le rappel. Elle ne privilégie aucune des deux et essaye de donner un aperçu plus global de l'efficacité de l'algorithme.

$$Fm = \frac{2 * Rap * Pr}{Rap + Pr}$$

1.4.3 Résultats

Pour les résultats qui vont suivre, Chaque tableau sera accompagné d'un paragraphe qui servira de commentaire aux résultats obtenus. Des remarques peuvent y être insérées pour attirer l'attention sur des détails non flagrants.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
64	512	relu	rmsprop	0,9687	0,9669	0,9293	0,9230	0,9470
32	128	relu	rmsprop	0,9743	0,9725	0,9214	0,9128	0,9452
64	256	relu	rmsprop	0,9753	0,9743	0,9141	0,9061	0,9424
32	512	relu	rmsprop	0,9750	0,9735	0,9082	0,9019	0,9396
32	256	relu	rmsprop	0,9755	0,9741	0,9066	0,8985	0,9387
256	512	relu	rmsprop	0,9716	0,9711	0,8842	0,8761	0,9257
64	128	relu	rmsprop	0,9700	0,9689	0,8744	0,8636	0,9192
128	512	relu	rmsprop	0,9647	0,9635	0,8690	0,8584	0,9139
256	128	relu	rmsprop	0,9704	0,9692	0,8473	0,8342	0,9052
128	256	relu	rmsprop	0,9714	0,9707	0,8431	0,8345	0,9049
128	128	relu	rmsprop	0,9638	0,9626	0,8425	0,8283	0,8993
256	256	relu	rmsprop	0,7215	0,7141	0,7573	0,7275	0,7299

Table 1.1 – Résultats des tests pour un encodage sans étiquetage morphosyntaxique avec des cellules LSTM avec découpage Apprentissage : 25%, Validation : 10%, Test : 75%.

Nous pouvons remarquer depuis le tableau 1.1 que pour un ensemble d'apprentissage assez réduit, le modèle arrive tout de même à bien classer la majorité des intentions avec un rappel maximum avoisinant les 97%. Cependant le slot-filling se révèle être une tâche plus ardue. avec un rappel ne dépassant pas 92%. La meilleure combinaison qui équilibre les deux tâches utilise un petit nombre de neurones pour la classification d'intentions, mais en revanche demande une grande capacité de calcul pour la mémorisation des séquences en utilisant 512 unités dans les cellules LSTM.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
128	512	relu	rmsprop	0,9749	0,9736	0,9426	0,9380	0,9573
64	256	relu	rmsprop	0,9737	0,9729	0,9389	0,9325	0,9545
32	256	relu	rmsprop	0,9746	0,9735	0,9344	0,9298	0,9531
128	256	relu	rmsprop	0,9709	0,9703	0,9360	0,9304	0,9519
256	512	relu	rmsprop	0,9768	0,9762	0,9272	0,9221	0,9505
128	128	relu	rmsprop	0,9684	0,9674	0,9354	0,9299	0,9503
64	128	relu	rmsprop	0,9687	0,9684	0,9344	0,9286	0,9500
256	128	relu	rmsprop	0,9681	0,9673	0,9349	0,9286	0,9497
64	512	relu	rmsprop	0,9741	0,9732	0,9257	0,9188	0,9479
32	512	relu	rmsprop	0,9721	0,9714	0,9149	0,9089	0,9418
256	256	relu	rmsprop	0,9686	0,9679	0,9048	0,8995	0,9352
32	128	relu	rmsprop	0,9736	0,9721	0,8894	0,8817	0,9292

Table 1.2 – Résultats des tests pour un encodage sans étiquetage morphosyntaxique avec des cellules BiLSTM avec découpage Apprentissage : 25%, Validation : 10%, Test : 75%.

Sur le tableau 1.2, l'ajout de l'information du contexte pour un mot à une position donnée à travers l'utilisation d'une architecture BiLSTM affecte systématiquement les scores (Précision, Rappel, F-Mesure ...). Ceux ci augmentent d'un certain taux ($\approx 10\%$) dans la majorité des cas. Il est à noter que pour le même nombre d'unités BiLSTM, le nombre de neurones pour la classification d'intentions a doublé.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
64	256	relu	rmsprop	0,9690	0,9686	0,9354	0,9287	0,9504
32	512	relu	rmsprop	0,9717	0,9706	0,9304	0,9238	0,9491
32	128	relu	rmsprop	0,9769	0,9738	0,9189	0,9115	0,9453
128	256	relu	rmsprop	0,9689	0,9681	0,9204	0,9131	0,9426
128	512	relu	rmsprop	0,9714	0,9708	0,8756	0,8693	0,9218
256	128	relu	rmsprop	0,9707	0,9699	0,8767	0,8674	0,9212
256	256	relu	rmsprop	0,9650	0,9642	0,8767	0,8707	0,9191
32	256	relu	rmsprop	0,9703	0,9693	0,8609	0,8513	0,9129
128	128	relu	rmsprop	0,9713	0,9695	0,8565	0,8455	0,9107
64	128	relu	rmsprop	0,9696	0,9672	0,8556	0,8465	0,9097
256	512	relu	rmsprop	0,9751	0,9739	0,8418	0,8291	0,9050
64	512	relu	rmsprop	0,9761	0,9750	0,8275	0,8201	0,8997

Table 1.3 – Résultats des tests pour un encodage avec étiquetage morphosyntaxique avec des cellules LSTM avec découpage Apprentissage : 25%, Validation : 10%, Test : 75%.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
32	256	relu	rmsprop	0,9726	0,9715	0,9481	0,9436	0,9589
64	256	relu	rmsprop	0,9735	0,9731	0,9370	0,9329	0,9541
256	512	relu	rmsprop	0,9733	0,9723	0,9357	0,9304	0,9529
256	256	relu	rmsprop	0,9682	0,9670	0,9394	0,9352	0,9525
32	512	relu	rmsprop	0,9683	0,9656	0,9392	0,9330	0,9515
128	512	relu	rmsprop	0,9794	0,9790	0,9230	0,9163	0,9494
32	128	relu	rmsprop	0,9726	0,9708	0,9300	0,9232	0,9491
256	128	relu	rmsprop	0,9654	0,9645	0,9324	0,9266	0,9472
64	512	relu	rmsprop	0,9651	0,9636	0,9324	0,9261	0,9468
128	128	relu	rmsprop	0,9702	0,9687	0,8721	0,8670	0,9195
64	128	relu	rmsprop	0,9735	0,9719	0,8369	0,8278	0,9025
128	256	relu	rmsprop	0,9741	0,9732	0,8209	0,8114	0,8949

Table 1.4 – Résultats des tests pour un encodage avec étiquetage morphosyntaxique avec des cellules BiLSTM avec découpage Apprentissage : 25%, Validation : 10%, Test : 75%.

Quant aux deux tableaux 1.3 et 1.4, ils montrent que l’ajout de l’étiquette morphosyntaxique a amélioré les résultats pour cas de l’utilisation d’une cellule LSTM simple tout en réduisant le nombre d’unités requise, moins de calculs et plus d’efficacité. Cela se confirme encore plus pour le cas de l’utilisation de l’architecture BiLSTM, en réduisant de presque la moitié la puissance de calcul nécessaire et en augmentant un tout petit peu la qualité des prédictions.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
64	512	relu	rmsprop	0,9717	0,9708	0,9340	0,9262	0,9506
128	512	relu	rmsprop	0,9711	0,9698	0,9316	0,9269	0,9498
256	512	relu	rmsprop	0,9728	0,9725	0,9300	0,9239	0,9498
32	512	relu	rmsprop	0,9708	0,9699	0,9293	0,9222	0,9480
256	128	relu	rmsprop	0,9749	0,9741	0,9079	0,8988	0,9389
64	256	relu	rmsprop	0,9706	0,9698	0,9096	0,9030	0,9383
32	256	relu	rmsprop	0,9740	0,9724	0,8921	0,8859	0,9311
64	128	relu	rmsprop	0,9751	0,9729	0,8901	0,8796	0,9294
128	256	relu	rmsprop	0,9712	0,9706	0,8930	0,8817	0,9291
32	128	relu	rmsprop	0,9707	0,9691	0,8897	0,8776	0,9267
256	256	relu	rmsprop	0,9718	0,9712	0,8629	0,8555	0,9153
128	128	relu	rmsprop	0,9650	0,9633	0,8212	0,8081	0,8894

Table 1.5 – Résultats des tests pour un encodage sans étiquetage morphosyntaxique avec des cellules LSTM avec découpage Apprentissage : 50%, Validation : 10%, Test : 50%.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
64	256	relu	rmsprop	0,9740	0,9732	0,9425	0,9369	0,9567
32	512	relu	rmsprop	0,9689	0,9673	0,9456	0,9409	0,9557
256	512	relu	rmsprop	0,9752	0,9745	0,9390	0,9326	0,9553
64	512	relu	rmsprop	0,9771	0,9762	0,9339	0,9302	0,9543
256	256	relu	rmsprop	0,9716	0,9711	0,9327	0,9266	0,9505
128	256	relu	rmsprop	0,9654	0,9645	0,9384	0,9328	0,9503
128	128	relu	rmsprop	0,9699	0,9693	0,9326	0,9264	0,9496
64	128	relu	rmsprop	0,9679	0,9667	0,8941	0,8879	0,9291
32	256	relu	rmsprop	0,9649	0,9629	0,8947	0,8887	0,9278
32	128	relu	rmsprop	0,9539	0,9480	0,8215	0,8064	0,8824
256	128	relu	rmsprop	0,9710	0,9700	0,7782	0,7656	0,8712
128	512	relu	rmsprop	0,8747	0,8657	0,7848	0,7628	0,8219

Table 1.6 – Résultats des tests pour un encodage sans étiquetage morphosyntaxique avec des cellules BiLSTM avec découpage Apprentissage : 50%, Validation : 10%, Test : 50%.

Depuis les résultats des tableaux 1.5 et 1.6, il semblerait que le choix de l'architecture BiLSTM augmenterait la qualité des classifications, même si ce n'est que d'un petit taux. Ils semblent aussi montrer que notre intuition sur la faible quantité de données que nous possédions soit fondée. Les scores F-Mesure en moyenne tendent à augmenter avec l'injection de nouvelles données d'apprentissage.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
128	512	relu	rmsprop	0,9723	0,9716	0,9388	0,9330	0,9539
64	256	relu	rmsprop	0,9720	0,9709	0,9278	0,9219	0,9482
256	512	relu	rmsprop	0,9737	0,9731	0,9238	0,9193	0,9475
32	128	relu	rmsprop	0,9729	0,9712	0,9256	0,9182	0,9469
32	512	relu	rmsprop	0,9692	0,9681	0,9278	0,9226	0,9469
64	512	relu	rmsprop	0,9689	0,9671	0,9187	0,9107	0,9414
256	256	relu	rmsprop	0,9702	0,9699	0,9077	0,9016	0,9373
32	256	relu	rmsprop	0,9734	0,9716	0,8769	0,8689	0,9227
64	128	relu	rmsprop	0,9712	0,9693	0,8732	0,8641	0,9195
256	128	relu	rmsprop	0,9662	0,9655	0,8661	0,8563	0,9135
128	128	relu	rmsprop	0,9631	0,9614	0,8223	0,8090	0,8889
128	256	relu	rmsprop	0,9694	0,9686	0,8020	0,7936	0,8834

Table 1.7 – Résultats des tests pour un encodage avec étiquetage morphosyntaxique avec des cellules LSTM avec découpage Apprentissage : 50%, Validation : 10%, Test : 50%.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
32	256	relu	rmsprop	0,9920	0,9914	0,9650	0,9623	0,9777
256	512	relu	rmsprop	0,9883	0,9879	0,9652	0,9625	0,9760
64	128	relu	rmsprop	0,9903	0,9903	0,9621	0,9594	0,9755
128	128	relu	rmsprop	0,9935	0,9931	0,9581	0,9550	0,9749
128	512	relu	rmsprop	0,9896	0,9889	0,9619	0,9591	0,9749
32	512	relu	rmsprop	0,9900	0,9894	0,9603	0,9577	0,9744
64	512	relu	rmsprop	0,9893	0,9886	0,9604	0,9579	0,9741
32	128	relu	rmsprop	0,9906	0,9900	0,9559	0,9524	0,9722
64	256	relu	rmsprop	0,9871	0,9870	0,9570	0,9539	0,9713
256	128	relu	rmsprop	0,9878	0,9877	0,9518	0,9481	0,9689
256	256	relu	rmsprop	0,9882	0,9875	0,9016	0,8959	0,9433
128	256	relu	rmsprop	0,9885	0,9883	0,8658	0,8610	0,9259

Table 1.8 – Résultats des tests pour un encodage avec étiquetage morphosyntaxique avec des cellules BiLSTM avec découpage Apprentissage : 50%, Validation : 10%, Test : 50%.

Cependant, pour les tableaux 1.7 et 1.8. Nous pouvons observer que l’ajout de l’information morphosyntaxique a diminué le taux de réussite de la prédiction d’un faible taux au profit d’une moindre puissance de calculs.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
128	256	relu	rmsprop	0,9916307	0,9896523	0,9627657	0,95995647	0,9760
64	256	relu	rmsprop	0,99043167	0,99039567	0,96294695	0,9600461	0,9760
32	512	relu	rmsprop	0,99135494	0,991259	0,9618442	0,9587705	0,9758
256	512	relu	rmsprop	0,9900959	0,98919666	0,9606803	0,95757425	0,9744
32	256	relu	rmsprop	0,98709524	0,986915	0,9616008	0,95892894	0,9736
128	512	relu	rmsprop	0,9884785	0,98834586	0,95814633	0,9548097	0,9724
32	128	relu	rmsprop	0,9872662	0,9868825	0,95559824	0,95183223	0,9704
256	256	relu	rmsprop	0,9905734	0,9905734	0,9509028	0,9470265	0,9698
64	128	relu	rmsprop	0,9896091	0,98959714	0,95202535	0,947657	0,9697
64	512	relu	rmsprop	0,9893765	0,9893525	0,95193136	0,9479144	0,9696
128	128	relu	rmsprop	0,9873956	0,9873596	0,92632926	0,92039603	0,9554
256	128	relu	rmsprop	0,9802998	0,9792326	0,91053396	0,90138716	0,9429

Table 1.9 – Résultats des tests pour un encodage sans étiquetage morphosyntaxique avec des cellules LSTM avec découpage Apprentissage : 75%, Validation : 10%, Test : 25%.

Nombre de neurones	Unités LSTM	Activation	Apprentissage	Précision Intention	Rappel Intention	Précision Entités de domaine	Rappel Entités de domaine	F-Mesure moyenne
256	256	relu	rmsprop	0,99003595	0,990012	0,96583736	0,96263885	0,9771
64	512	relu	rmsprop	0,9871703	0,9871223	0,9650179	0,9625874	0,9755
32	128	relu	rmsprop	0,98888487	0,98869306	0,9625747	0,9600506	0,9750
128	512	relu	rmsprop	0,98804444	0,98790026	0,9615633	0,9587429	0,9741
64	128	relu	rmsprop	0,9868231	0,98663056	0,9627016	0,95984924	0,9740
32	512	relu	rmsprop	0,9861543	0,98460525	0,96218276	0,95968837	0,9732
256	512	relu	rmsprop	0,98173183	0,98168373	0,96553797	0,96298146	0,9730
32	256	relu	rmsprop	0,98651797	0,9864697	0,96105814	0,95713913	0,9728
256	128	relu	rmsprop	0,9919135	0,9918654	0,95364505	0,95015824	0,9719
128	256	relu	rmsprop	0,9883518	0,98701894	0,9547271	0,95164615	0,9704
128	128	relu	rmsprop	0,97793764	0,9778777	0,9609247	0,95799255	0,9687
64	256	relu	rmsprop	0,98692375	0,98558605	0,8580563	0,8503752	0,9202

Table 1.10 – Résultats des tests pour un encodage sans étiquetage morphosyntaxique avec des cellules BiLSTM avec découpage Apprentissage : 75%, Validation : 10%, Test : 25%.

Les tableaux 1.9 et 1.10 démontrent que la taille des données d'apprentissage poussent vers de meilleurs résultats. Cela reste conforme à notre intuition théorique et encourage encore plus le développement d'un corpus plus volumineux pour possiblement de meilleurs résultats.

Talk

Pour mieux visualiser les différence de qualité de prédictions des différent modèles, la figure ?? ci dessous est proposée.

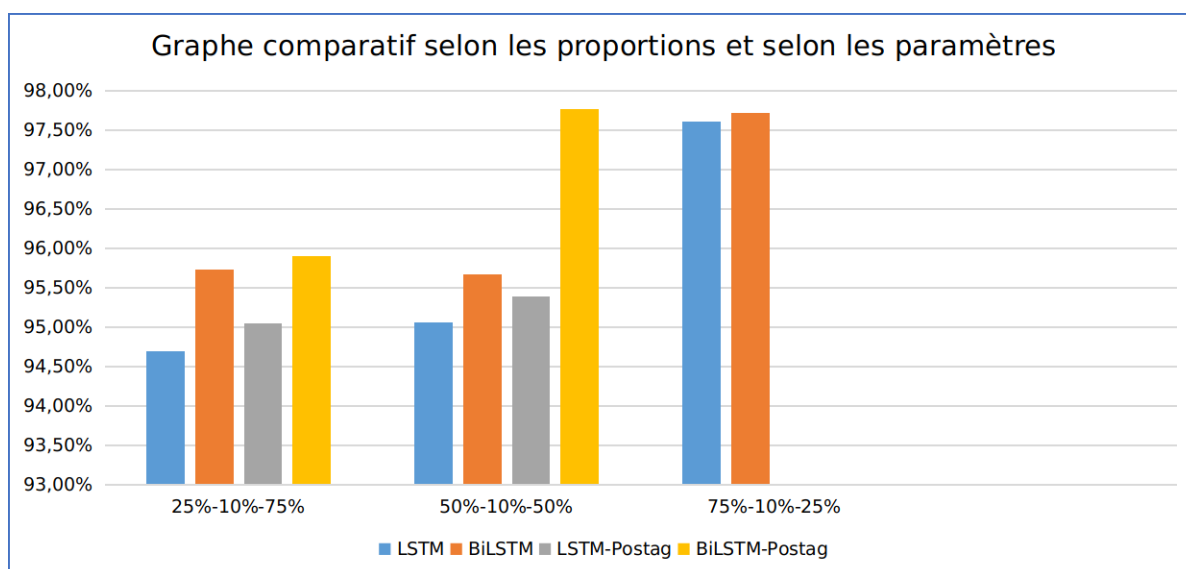


Figure 1.4 – Graphe comparatif selon les proportions et selon les paramètres

1.4.4 Intégration dans l'application

Le module de compréhension du langage naturel se verra intégré dans l'application sous forme d'un micro-service résidant dans un serveur. Les requêtes qui parviennent du module précédent sont ensuite transformées et envoyées au module suivant pour la suite du pipeline.

1.5 Ontologie et manipulation du graphe d'état

Les ontologies déjà présentées dans les sections ?? et ?? ont été créées en utilisant Protégé. Elles ont été ensuite exportées en format Turtle² afin de les exploiter dans la suite de ce travail en utilisant la bibliothèque RDFLib de Python.

Les nœuds et les relations du graphe sont identifiés par un identifiant entier pour faciliter leur utilisation avec les réseaux de neurones. Une phase de transformation des URIs³ en identifiants entiers s'avère nécessaire. L'ontologie comprend 61 nœuds et 13 relations. Contrairement au nombre de relations, le nombre de concepts augmente au cours du dialogue; de nouveaux nœuds sont introduits après chaque échange. D'où, la nécessité de garder un ensemble d'identifiants non utilisés pour les associer pendant le dialogue. Le tableau suivant résume l'association des identifiants au nœuds et relations des graphes.

Ressource	Interval d'identifiants
Nœuds de l'ontologie	[1-61]
Relations de l'ontologie	[1-13]
Nœuds créés pendant le dialogue	[62-256]

Table 1.11 – Tableau des identifiants

1.6 L'agent de dialogue

Nous avons proposé dans la partie conception?? deux architectures pour entraîner l'agent de dialogue. La première se compose de deux parties, un module pour encoder le graphe d'état et un autre pour décider l'action à prendre. Chaque un est entraîné séparément. Les deux modules étant des réseaux de neurones, nous avons pensé à une deuxième architecture en les connectant pendant la phase d'apprentissage. Cette connexion permet à l'encodeur de graphe de choisir les parties du dialogue, représenté par le graphe d'état, à mémoriser afin de mieux estimer la fonction de récompenses.

2. Turtle est une syntaxe pour l'écriture des triplets d'un graphe de connaissance avec RDF

3. Les URIs identifient de manière unique les ressources dans le web sémantique et sont également utilisés pour identifier les concepts et les relations dans les ontologies

1.6.1 Encodeur de graphe

Dans la première méthode, l'entraînement de l'encodeur se fait avec une architecture encodeur-décodeur en passant les triplets du graphes comme entrées et sorties de cette architecture.

1.6.1.1 Implémentation

Le réseau de neurones a été implémenté en utilisant la bibliothèque Keras de Python. Nous avons utilisé des cellules GRUs (Gated Recurrent Unit [1]) comme unités récurrentes pour l'encodeur et le décodeur vu leur efficacité comparable aux LSTMs tout en utilisant un seul vecteur d'état, ce qui les rend moins exigeants en mémoire. Comme notre tâche consiste à encoder un graphe dans un vecteur, la taille de ce dernier est très importante. Intuitivement, plus cette taille est grande plus le nombre de triplets qu'on peut y encoder est grand. D'où, l'intérêt des cellules GRUs qui permettent d'utiliser de plus grands vecteurs d'état en moins d'espace mémoire que les LSTMs.

La génération aléatoire des graphes de taille t triplets se fait en suivant les étapes suivantes :

- choisir un nombre de nœuds nn aléatoire entre 2 et $t + 1$.
- choisir un nombre d'arcs na aléatoire entre 1 et $nn - 1$.
- tirer nn identifiants de nœuds et na identifiants d'arcs aléatoirement de l'ensemble des identifiants possibles.
- créer les triplets en tirant pour chaque triplet deux nœuds et un arc aléatoirement des ensembles résultats de l'étape précédente.

Pendant l'apprentissage, le générateur choisit une taille pour le graphe inférieure à une taille maximale et crée un graphe en suivant les étapes sus-citées. Ce dernier est passé à l'encodeur-décodeur comme entrée et sortie désirée.

1.6.1.2 Résultats et discussion

Pour estimer la capacité de l'encodeur du graphe, nous avons varié la taille maximale du graphe ainsi que le vecteur d'état du GRU. Les résultats sont présentés dans la figure suivante.

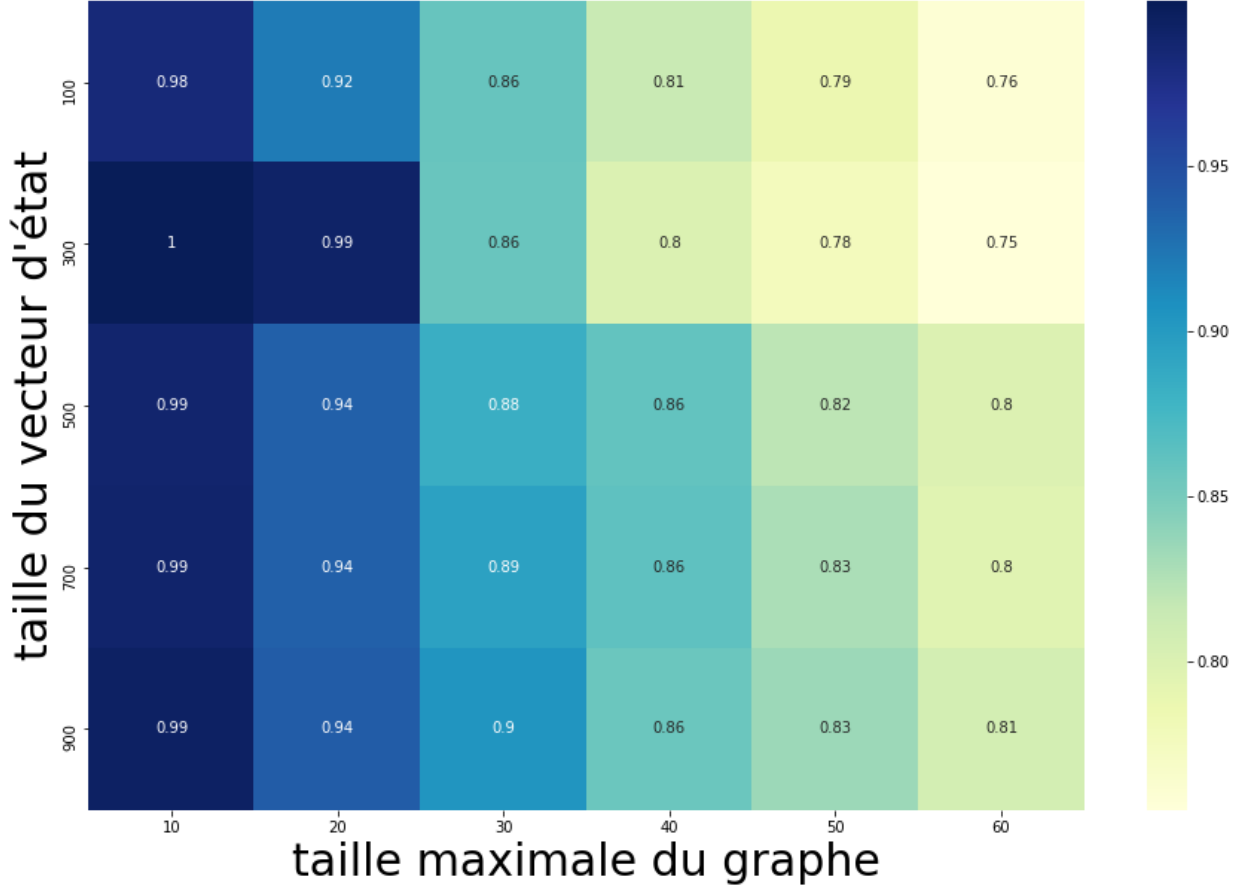


Figure 1.5 – Variation de la précision en fonction de la taille maximale du graphe et la taille du vecteur d'état

Nous remarquons évidemment que la précision diminue avec l'augmentation de la taille maximale du graphe. Cependant, l'augmentation de la taille du vecteur encodant le graphe n'améliore pas beaucoup les résultats. Ceci peut être dû à la nature combinatoire du problème. En effet, la taille du graphe augmente exponentiellement en fonction du nombre de triplets. Soit nb et t le nombre de triplets possibles et la fonction correspondant la taille du graphe avec le nombre de graphes possibles. t est définie par la fonction de récurrence suivante :

$$t(1) = nb$$

$$t(n + 1) = t(n) \times nb$$

La première équation montre que le nombre de graphes possibles est égale au nombre de triplets possibles lorsque le graphe se compose d'un seul triplet. Tandis que la deuxième vient du fait que les graphes de taille $n + 1$ peuvent être obtenus en combinant chaque graphe de taille n avec tous les triplets possibles. Le résultat des deux équations est :

$$t(n) = nb^n$$

Pour essayer de pallier à ce problème, le graphe d'état peut être divisé en plusieurs sous-graphes. De façon à ce que chaque sous-graphe est assez petit pour être encodé par l'un des encodeurs déjà entraînés. Ainsi la concaténation de ces vecteurs peut être utilisé comme entrée pour le module suivant.

1.6.2 Apprentissage par renforcement

Nous allons à présent présenter les deux méthodes citées dans la section 1.6. La première consiste à utiliser le résultat de l'encodeur pour entraîner un réseau de neurones à estimer la récompense associée à chaque action possible. La deuxième, par contre, fait l'apprentissage des deux parties à la fois.

Nous utilisons un simulateur d'utilisateur pour communiquer avec l'agent de dialogue. Afin de simuler aussi les erreurs des modules précédents (reconnaissance automatique de la parole et compréhension du langage naturel), nous ajoutons un module qui insère du bruit dans les actions du simulateur. Sachant qu'une action utilisateur se compose de l'intention et des emplacements, ce dernier module prend donc deux valeurs de probabilités en paramètre ; la probabilité de bruite l'intention et celle de bruite les emplacements. Dans la suite de ce travail nous allons varier ces deux valeurs ainsi que la taille du vecteur d'état afin d'arriver à un compromis entre la robustesse face aux erreurs, la réussite des tâches utilisateur et l'utilisation de la mémoire.

Nous allons évaluer les différents résultats en comparant leurs taux de succès qui est donné par le rapport entre le nombre de fois où l'agent arrive au but sur le nombre totale d'essais. Un succès nécessite d'arriver au but dans un nombre d'échange limite que nous avons estimé comme suit :

$$limite = nb_{diff} \times 4 \times (1 + (pb_i + pb_e) \times 2)$$

- *limite* : le nombre d'échanges maximales.
- nb_{diff} : le nombre de fichiers dans l'arborescence de départ en plus ou en moins par rapport à l'arborescence but.
- pb_i : la probabilité d'erreurs dans l'intention de l'utilisateur.
- pb_e : la probabilité d'erreurs dans les emplacements de l'action.

La première partie de l'équation, $nb_{diff} \times 4$, détermine une approximation du nombre d'actions nécessaire afin d'arriver au but ; nous avons estimé qu'il faut un maximum de 4 échanges pour ajouter ou supprimer un fichier. La deuxième partie permet de prendre en compte les erreurs du simulateur. Sachant que le nombre d'action erronée moyen en n échange est égale à $n \times (pb_i + pb_e)$, nous avons donc ajouter deux fois ce nombre. Ceci permet

en premier lieu de ne pas compter les actions erronées dans la limite des échanges possibles, ainsi que d'ajouter des actions afin que l'agent puisse se retrouver dans la conversation après une erreur du simulateur.

1.6.2.1 Apprentissage avec DQN déconnecté

Dans cette partie, nous utilisons un des encodeurs déjà entraînés dans la partie précédente. Nous avons donc choisi d'utiliser l'encodeur de taille 300 qui a été entraîné avec des graphes de taille maximale de 20. Nous avons varié le nombre de vecteurs utilisé ainsi que les probabilités d'erreurs du simulateur. Les résultats sont présentés dans le tableau 1.12.

Nombre de vecteurs	probabilité 1	probabilité 2	taux de réussite maximale
4	0.25	0.3	0.25
4	0.05	0.2	0.59
4	0.01	0.1	0.69
4	0	0	0.61
5	0.25	0.3	0.27
5	0.05	0.2	0.55
5	0.01	0.1	0.61
5	0	0	0.72
6	0.25	0.3	0.28
6	0.05	0.2	0.63
6	0.01	0.1	0.69
6	0	0	0.7

Table 1.12 – Taux de réussite en fonction des probabilités d'erreurs et du nombre de vecteurs d'état. Avec les probabilités 1 et 2 : les probabilités d'erreurs sur l'intention et les emplacements respectivement.

- Le tableau montre qu'évidemment avec moins de probabilités d'erreurs, le réseau arrive mieux à reconnaître les motifs dans le vecteur d'état et leurs relations avec les récompenses du simulateur. Cependant, l'augmentation de la taille du vecteur n'améliore que légèrement les résultats ; en moyenne : **53.4%** taux de réussite pour quatre vecteurs, **53.75%** pour cinq vecteurs et **57.5%** pour six vecteurs.
- Le meilleur résultat a été obtenu en utilisant quatre vecteurs et sans erreurs avec un taux de réussite de **72%**. En pratique, ce modèle ne s'adapte pas aux erreurs des modules précédent. Par conséquent, il se perd lorsqu'une erreur se produit et n'arrive pas à se resituer dans la conversation.
- Avec des probabilités d'erreurs très élevées, le réseau n'arrive pas à apprendre et ne dépasse pas 28% taux de réussite.
- Les résultats les plus prometteurs dans ce cas sont celles qui sont entraînées avec des probabilités d'erreurs proche de la réalité avec des taux de réussite acceptable. Dans ce cas, un taux de réussite de **69%** avec des probabilités d'erreurs de **1%** et **10%** sur les intentions et les emplacements respectivement.

1.6.2.2 Apprentissage avec DQN connecté

Connecter le DQN avec l'encodeur devrait permettre de réduire la taille du vecteur d'état nécessaire. Comme la partie précédente, nous avons varié la taille du vecteur d'état ainsi que les probabilités des erreurs pour pouvoir par la suite comparer les deux approches proposées.

Taille du vecteur d'état	probabilité 1	probabilité 2	taux de réussite maximale
50	0.25	0.3	0.69
50	0.05	0.2	0.77
50	0.01	0.1	0.80
50	0	0	0.87
100	0.25	0.3	0.59
100	0.05	0.2	0.81
100	0.01	0.1	0.84
100	0	0	0.89
150	0.25	0.3	0.58
150	0.05	0.2	0.82
150	0.01	0.1	0.80
150	0	0	0.93
200	0.25	0.3	0.59
200	0.05	0.2	0.82
200	0.01	0.1	0.85
200	0	0	0.86

Table 1.13 – Taux de réussite en fonction des probabilités d'erreurs et de la taille du vecteur d'état. Avec les probabilités 1 et 2 : les probabilités d'erreurs sur l'intention et les emplacements respectivement.

- Comme dans la méthode précédente, l'augmentation des probabilités d'erreurs diminue le taux de réussite en générale.
- Le meilleur taux de réussite est toujours en faisant un apprentissage sans erreurs avec un pourcentage de **93** de réussite.
- Pour des probabilités d'erreurs élevé, le taux de réussite diminue considérablement par rapport aux autres valeurs de probabilités.
- Le réseau arrive à reconnaître les motifs encodé aussi bien pour de petites tailles du vecteur d'état que pour de grandes tailles. Cette méthode permet effectivement de réduire la taille du vecteur encodant le graphe d'état par rapport à sa prédécesseur.

1.6.2.3 Comparaison des approches et discussion

En comparant les deux méthodes, il est évident que la deuxième méthode est beaucoup plus efficace. Dans cette partie nous allons donner de potentielle explication aux résultats trouvés en analysant les forces et faiblesses de chaque méthode. Nous allons analyser les

méthodes par rapport à trois aspects : le taux de réussite, la vitesse d'apprentissage et la courbe d'apprentissage.

1.6.2.4 Taux de réussite

Il est clair que connecter l'encodeur avec le réseau DQN a donné de meilleurs résultats. Ce qui peut être dû à :

- La difficulté de comprendre les motifs encodé séparément : En effet, la deuxième méthode permet au réseau de neurones d'apprendre à générer des motifs qui correspondent aux poids du réseau DQN.
- Deux états de dialogue lointains peuvent être encodés dans des vecteurs très proches en utilisant un encodeur séparé : Par exemple, il se peut que deux graphes soient similaires sauf pour un nœud d'action qui est dans un graphe de type **Create_node** et dans l'autre graphe **Delete_node**. Dans ce cas si l'encodeur les encode dans des vecteurs proches, le DQN aura des difficultés à distinguer les deux états. Par contre, en connectant l'encodeur avec le DQN, il peut observer les récompense pour avoir l'information que certains nœuds sont plus importants que d'autres, les nœuds d'action par exemple, et qu'ils peuvent changer complètement l'état du vecteur.
- Les erreurs provenant de l'encodeur : il est vrai que la précision de l'encodeur obtenue était de **99%**. Cependant, en empilant 6 vecteurs encodés avec le même taux d'erreurs et sachant que la probabilité d'erreur dans un vecteur est indépendante des autres, cette précision diminue à **96%**.

1.6.2.5 Vitesse d'apprentissage

Nous avons comparé les vitesses d'apprentissage des deux approches. En utilisant le réseau DQN séparé, ce dernier apprend avec une moyenne de **1013.15 instances/seconde**. De l'autre côté, le réseau connecté ne fait que **197.61 instances/seconde**. La raison derrière la lenteur de la deuxième approche revient à la nécessité de refaire l'encodage de tout le graphe d'état de l'instance sauvegardée pendant les échanges avec le simulateur. Tandis que dans la deuxième approche, on ne sauvegarde que le vecteur déjà encodé.

Les temps des échanges avec le simulateur des deux approches sont proches puisqu'ils se comportent de la même manière dans ce cas. Les deux méthodes n'encodent que les nouveaux triplets arrivant dans le vecteur d'état précédent.

1.6.2.6 Courbe d'apprentissage

Enfin, nous comparons à présent les courbes d'apprentissage des deux méthodes. Celles-ci comporte le taux de réussite par le nombre d'épisodes⁴. La figure 1.6 contient quatre courbes : deux courbes pour chaque méthode, avec et sans erreurs.

4. Un épisode est un ensemble d'échanges agent-simulateur qui aboutit à un succès ou un échec

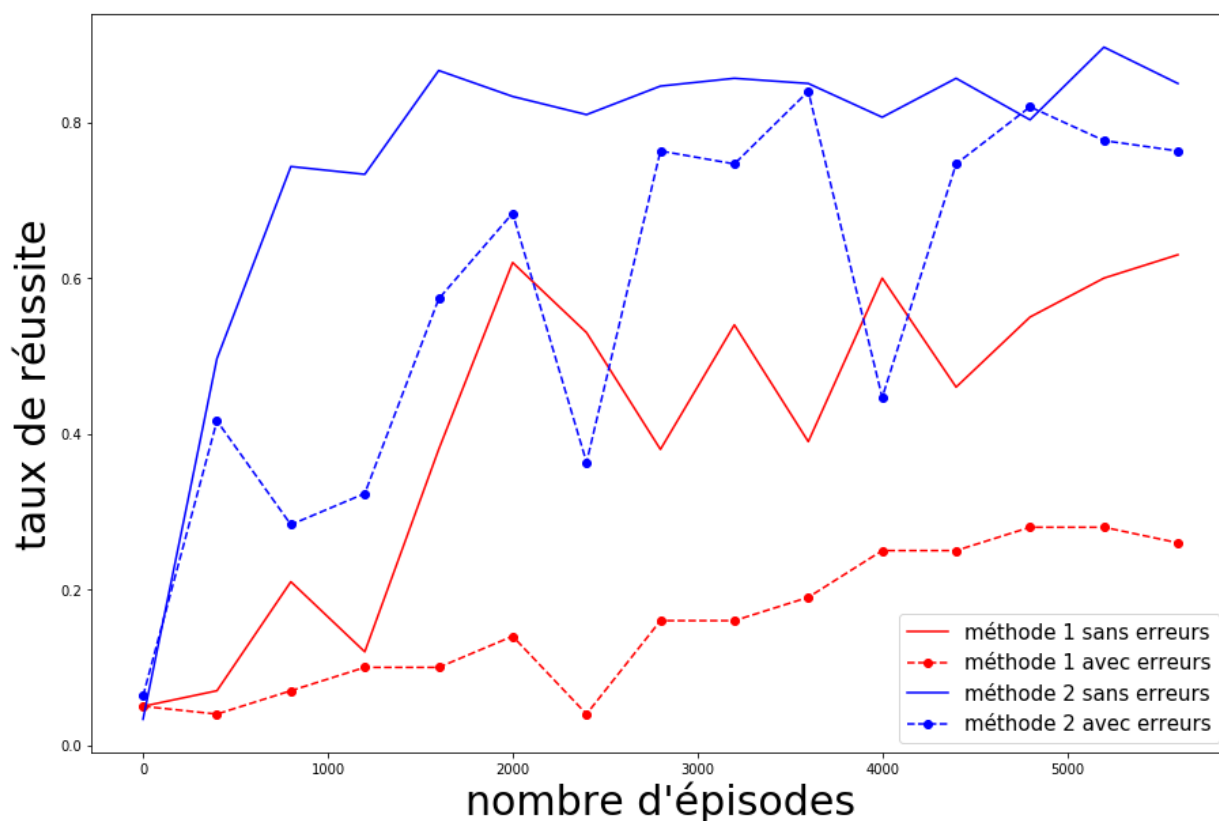


Figure 1.6 – Les courbes d'apprentissage des deux méthodes proposées avec et sans erreurs du simulateur

Nous remarquons que la deuxième méthode arrive beaucoup plus rapidement à comprendre la fonction de récompense. Et donc, déconnecter le DQN de l'encodeur rend effectivement la tâche de trouver la relation entre les motifs des vecteurs d'états et les récompenses plus difficile.

L'apprentissage peut être améliorée dans les deux cas, et surtout en ce qui concerne le premier, en utilisant un meilleur encodage des nœuds et des arcs du graphe. En effet, les nœuds actuellement sont encodés avec des identifiants entiers seulement, perdant ainsi les riches connaissances sémantiques qu'on peut extraire des relations du graphe. Un meilleur encodage serait d'utiliser des méthodes d'apprentissage semi-supervisé qui permettrait de donner aux nœuds proches un encodage similaire. Cette méthode permet d'éviter quelques problèmes que nous avons cités dans 1.6.2.4, entre autre le problème d'encoder deux états lointains dans des vecteurs proches.

1.7 Application PCS2

L'application PCS2 relie les modules que nous avons implémenté dans un assistant qui aide à manipuler les fichiers de l'ordinateur avec la voix. Le schéma 1.7 montre les différentes parties que comporte l'application et les communications entre eux.

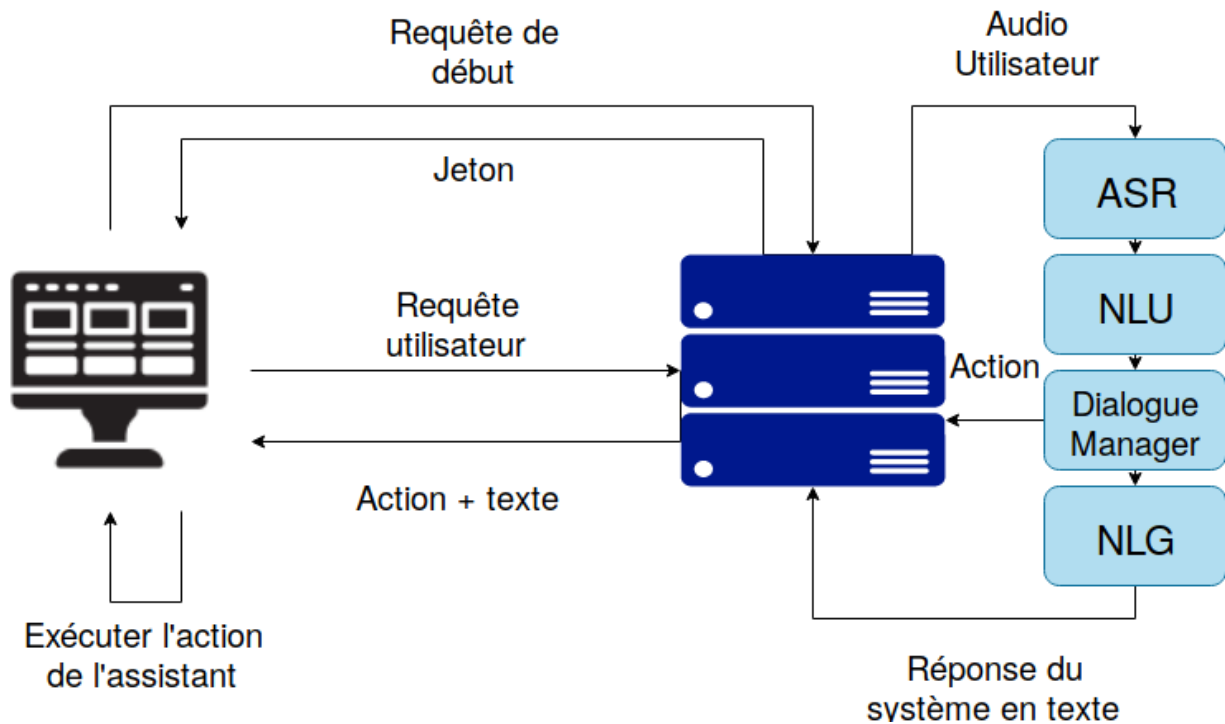


Figure 1.7 – Schéma générale de l'application PCS2

L'application contient principalement deux parties : une partie frontend, ce que l'utilisateur peut interagir avec, et une partie backend qui contient tous les modules que nous avons traités au cours de ce travail. Cette dernière partie se trouve dans un serveur qui répond aux requêtes de l'utilisateur. Les requêtes de l'utilisateur contiennent les données audios collecté par l'interface ainsi que les données du système sur lesquelles l'assistant peut agir. Quant à la réponse du backend, elle est sous forme d'une action qui peut être exécuté par le côté client de l'application. Nous n'avons cependant pas encore traité les cas de permissions et les limites de ce que peut manipuler l'assistant. Néanmoins, nous avons limité l'espace des actions de l'assistant pour qu'il ne puisse agir que sur une arborescence de fichier teste.

1.7.1 Backend

Pour implémenter le backend, nous avons utilisé le framework Flask qui permet d'écrire en Python le côté serveur d'une application. Les communications client-serveur de notre application se font comme suit :

- Au lancement de l'application du côté client, celle-ci envoie une requête de début contenant l'état du système, dans notre cas une arborescence de fichiers.
- Le backend lui répond avec un token qui sera l'identifiant de cet utilisateur.
- Lorsque l'utilisateur parle à l'assistant, une requête est envoyée contenant son enregistrement audio. Alternativement, l'utilisateur peut introduire directement du texte qui sera envoyé dans la requête.

- Le backend reçoit le contenu de la requête. S'il s'agit d'un enregistrement audio, il le fait passer par le module de reconnaissance de la parole pour le convertir en texte.
- Le texte passe ensuite par le module de compréhension du langage qui est directement connecté avec le gestionnaire de dialogue. Ce dernier reçoit l'action résultat du module précédent et décide quelle action à prendre selon l'état du système de l'utilisateur en question.
- L'action de l'assistant est transformée en langage naturel avant qu'elle soit envoyée à l'utilisateur.
- Le côté client de l'application reçoit le texte et l'action de l'assistant. Il exécute l'action et affiche le texte à l'utilisateur.

1.7.2 Frontend

1.8 Conclusion

Table des figures

1.1	Caractéristiques des machines	3
1.2	Langages de programmation utilisés	3
1.3	Bibliothèques et librairies les plus utilisées	4
1.4	Graphe comparatif selon les proportions et selon les paramètres	16
1.5	Variation de la précision en fonction de la taille maximale du graphe et la taille du vecteur d'état	19
1.6	Les courbes d'apprentissage des deux méthodes proposées avec et sans er- reurs du simulateur	24
1.7	Schéma générale de l'application PCS2	25

Bibliographie

- [1] Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, and Yoshua Bengio. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1724–1734, Doha, Qatar, October 2014. Association for Computational Linguistics.
- [2] Awni Y. Hannun, Carl Case, Jared Casper, Bryan Catanzaro, Greg Diamos, Erich Elsen, Ryan Prenger, Sanjeev Satheesh, Shubho Sengupta, Adam Coates, and Andrew Y. Ng. Deep speech : Scaling up end-to-end speech recognition. *CoRR*, abs/1412.5567, 2014.