**Dédicaces**

*Nous dédions ce modeste travail à nous même,*

*Et à Monsieur Ferid Helali qui nous beaucoup encouragé et soutenue.*

*A tous ceux qui nous connaissent et contribuent du près ou de loin à entamer ce travail et auxquels nous devons être reconnaissant.*

*Ahlem Mhamdi & Rihem Zairi*

**Remerciements**

*D'emblée nous tenons à remercier DIEU le tout puissant de nous avoir aidé à entamer et à terminer ce travail.*

*Nous devons être reconnaissante en remerciant infiniment nos encadrant universitaire* ***Mr Mohamed Bjaoui*** *ainsi que nos encadrant de stage* ***Mr Ferid Helali*** *qui nous ont beaucoup aidé et soutenu pour que ce travail soit bien organisé en nous mettant sur la bonne voie sur tous les plans et que sans eux ce travail ne pourrait voir le jour.*

*Tous nous remerciements les plus sincères à toute personne qui nous aidé de près ou de loin pour réaliser et présenter ce projet dans de bonnes conditions.*

Sommaire

[INTRODUCTION GENERALE 6](#_Toc82375375)

[Chapitre 1 : 8](#_Toc82375376)

[Cadre Général du Projet 8](#_Toc82375377)

[INTRODUCTION 9](#_Toc82375378)

[I. PRESENTATION DE LA SOCIETE 9](#_Toc82375379)

# INTRODUCTION GENERALE

Les voitures autonomes, ou machines parlant et agissant comme des humains, ont toujours occupé une place privilégiée dans la science-fiction. Aujourd'hui, la réalité rattrape l'imaginaire.

Plusieurs applications que nous pouvons commander par la voix nous aident à trouver le chemin optimal pour éviter embouteillage, ou nous informer des meilleures offres d'un même produit dans toute une région. Ces applications sont le résultat des avancées réalisées dans le domaine de l'intelligence artificielle. Ces avancées ne se sont pas produites du jour au lendemain. Il y a d'abord eu la naissance du Big Data.

En fait, l'évolution d'Internet et de l'Internet des objets (IOT) a ouvert la voie à nombreuses activités commerciales et sociales qui ont ouvert la voie à l'ère du Big Data, à chaque moment, dans le monde, plus d'une centaine de millions d'emails sont envoyés. Chaque minute, les moteurs de recherche comme Google enregistrent des millions de requêtes différentes sur leurs moteurs de recherche, et sur les réseaux sociaux comme Facebook et Twitter autant de posts et de réactions. Commerce électronique des transactions d'une valeur de 85000$ sont effectuées, cette tendance ne cesse d'augmenter. Chaque étape génère des données, utilisables par les entreprises, mais impossibles à réaliser manuellement.

La nécessité d'automatiser l'extraction de valeur à partir de l'énorme quantité de données stimulées recherche dans les domaines de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage profond. Avec l'accomplissement de la loi de Moore, qui a déclaré que les progrès informatiques augmenteraient approximativement du double tous les deux années, il est devenu possible d'exploiter le flux de données du Big Data.

L 'IA est devenue le sur-ensemble pour plusieurs domaines, tels que la vision par ordinateur et Traitement du langage naturel. Le premier est préoccupé par la façon dont les machines peuvent voir le monde comme le font les humains, ce dernier par la façon dont les machines comprennent la parole humaine par écrit ou en format parlé.

Dans ce projet, nous visons à développer une solution intelligente pour prendre les séances de thérapies qui s'appuient sur la puissance du Deep Learning afin d'offrir la meilleure recommandation dans une mode plus humaine. . Au final, la solution sera vue comme un agent conversationnel qui est capable de parler à une personne curieux et qui permet de connais son état psychologique et de prend les recommandations nécessaire pour être en bonne santé.

Feuille de route

Dans ce document, nous couvrirons l'ensemble du processus du projet.il est organisé comme suit:

Le chapitre 1 Contexte du projet donne un aperçu du contexte du projet. On commence par présentant l'entreprise d'accueil du stage, nous fournissons ensuite l'énoncé du problème, brièvement décrire la solution et discuter de la méthodologie de gestion de projet de choix ainsi comme technologies de choix. A la fin, nous donnons le calendrier du projet.

Le chapitre 2 Contexte couvre les concepts de base et les principes fondamentaux des sujets d'intérêt et les concepts et technologies de pointe. Nous commençons par explorer le concept de systèmes de recommandation, puis nous passons en revue les technologies d'apprentissage en profondeur et sémantiques, et terminons le chapitre par une revue du traitement du langage naturel. Au Enfin, nous présentons nos choix pour le modèle qui convient à nos exigences.

Le chapitre 3 Solution proposée décrit la solution proposée du chat bot et comment il travaux.

Le chapitre 4 Implémentation selon Scrum Framework décrit les étapes de tous les étapes pour créer la solution

Dans la conclusion, nous évaluons nos réalisations, discutons de la marge d'amélioration et travail futur.

# 

# Chapitre 1 :

# Cadre Général du Projet

# INTRODUCTION

L'objectif de ce chapitre est de définir le contexte global du projet. Premièrement, nous présenter la société de stage Alfa Computer & Consulting, nous donnons l'énoncé du problème et comment le résoudre, y compris la méthodologie de gestion de projet que nous adoptons pour gérer le processus et présenter le calendrier du projet.

# PRESENTATION DE LA SOCIETE

Dans le cadre de notre stage de perfectionnement, nous avons réalisé notre stage au sein de la société Alfa Computer & Consulting dans le but d’enrichir nos connaissances théoriques par l’aspect pratique.

Alfa Computers est une agence des services numériques spécialisé en solutions interactives, en création des sites internet, e-commerce, multimédia, design, développement et hébergement situé à l’avenue Bechir Sfar 5100 Mahdia, Tunisie. Alfa computers a débuté son activité l’année 2009.

# CADRE DE PROJET

# Preuve de concept

# Dans cette section, nous décrivons le projet à long terme ainsi que le module que nous allons construire. Ensuite, nous formulons l'énoncé du problème et fixons les objectifs.

# Emily : Présentation

# Le projet à long terme est de construire un psychologue qui peut agir en tant que mentor ou conseiller d'ami virtuel dans de nombreuses situations, allant de l'assistance pour apporter des solutions aux problèmes émotionnels.

# Le premier pas vers la construction d’Emily, est de construire un système de conversation qui sémantiquement comprend la signification de l'entrée de la personne curieux.

# Énoncé du problème

# Le succès des logiciels de conversation, également appelés systèmes de chat bot, dépend fortement de les règles de saisie et la qualité des réponses de la machine. Le but est d'avoir un système qui permet à l'utilisateur de formuler ses pensées, ses souhaits ou simplement de parler sans règles de formatage, tout en étant capable de détecter ce qu'il veut et de donner une réponse précise. En ordre pour capturer le sens caché d'une entrée utilisateur, les techniques de traitement du langage naturel être utilisé.

# Objectif du projet

# Notre projet consiste à créer un chat bot qui agit comme un psychologue pouvant fournir des conseils à des personnes. La pierre angulaire du chat bot est l'analyse sémantique de la saisie de la personne curieuse. Lorsque la personne curieuse tape un message, le système détecte ce qu'il veut et suggère la meilleure recommandation. Ceci doit être réalisé grâce à un traitement du langage naturel à la pointe de la technologie. La personne curieuse doit être à l'aise avec la communication avec le système, n'a pas besoin d'utiliser de règles pour exprimer ses idées, mais plutôt de parler, et obtient une réponse précise.

# Étapes de réalisation du projet

# Pour la mise en œuvre de la solution, nous ferons une étude approfondie sur les solutions existantes et sur les techniques les mieux appréciées afin d'atteindre notre objectif. Le choix de la technique se fera en créant un prototype avec plusieurs techniques, et la décision de choix se fera sur la technique qui aura livré les meilleurs résultats.

# Les étapes peuvent être résumées sous forme de flux :

# Trouver la meilleure méthodologie pour mener le projet

# Étude comparative des solutions de pointe pour tirer parti des résultats pleinement atteints ;

# Construire des prototypes avec différentes techniques, y compris des approches de pointe pour voir ce qui donne le meilleur résultat dans la portée du projet ;

# Construire une ontologie pour le domaine d'application ;

# Construisez le prototype final avec les outils de votre choix

# Processus de gestion de projet

# Pour mener notre projet, nous comparons dans cette section trois processus de gestion de projet qui sont couramment appliqués aux projets d'analyse de données, et nous en adopterons un en fonction de son adéquation à nos besoins. Étant donné que ces processus sont itératifs, nous adapterons la méthodologie de choix à Scrum agile pour mieux nous adapter aux changements de décision.

# Cadre Scrum

# Scrum est une méthodologie agile itérative et incrémentale. Il repose sur un travail d'équipe et un suivi continu à travers des réunions quotidiennes et périodiques. De plus, Scrum permet d'organiser parfaitement le travail, notamment lorsqu'il s'agit de projets de développement. Cette se fait par la distinction entre les membres de l'équipe en attribuant à chacun un rôle et la répartition des tâches à réaliser en sprints.

Dans un contexte SCRUM, je vais devoir utiliser quelques termes propres à cette méthodologie. En voici les plus pertinent:

Tableau 1 : Réunions SCRUM

|  |  |
| --- | --- |
| **Réunions** | **Description** |
| Planification de sprint | Il s'agit d'une réunion tenue le premier jour du sprint et en lequel le Product Owner présente la liste des fonctionnalités à effectué au cours de ce sprint. Puis l'équipe et la mêlée maître choisir parmi ces fonctionnalités celles qu'ils s'engager à effectuer jusqu'à la fin du sprint par fixant la durée et la capacité nécessaire à chaque fonction nationalité. |
| Mêlé quotidienne | Le mêlé quotidienne est une réunion intermédiaire qui intervient en cours de sprint. Elle réunit les membres de l'équipe de développement. Objectif : faire le point sur les tâches réalisées la veille, et celle prévue pour la journée. |
| Rétrospective Sprint | La rétrospective de sprint intervient dans la foulée de chaque sprint. Les utilisateurs métier n'y sont généralement pas invités. Elle offre à l'équipe de développement un espace d'échange pour tirer les enseignements du sprint, planché sur des axes d'amélioration des processus et outils. C'est aussi l'occasion de revenir sur les relations entre les membres de l'équipe et les problèmes éventuellement rencontré. |

Tableau 2 : L'équipe d'un projet SCRUM

|  |  |
| --- | --- |
| **Rôle** | **Mission** |
| SCRUM Master | Supervision de l’avancement du projet et des activités de l’équipe |
| Propriétaire du produit (Product Owner) | Présentation des caractéristiques et des fonctionnalités du produit à développer et approbation du produit à livrer |
| L’équipe de développeurs | Réalisation des user stories et élaboration des sprints |

Tableau 3 : Artéfact SCRUM

|  |  |
| --- | --- |
| **Artéfact** | **Description** |
| **Backlog du produit** | La définition des besoins fonctionnels sous forme de (user story) |
| **Backlog du Sprint** | la liste des tâches à implémenter dans un sprint, classées par importances et état |
| **Produit partiel** | la liste des tâches à implémenter dans un sprint, classées par importances et état |

# KDD

La découverte des connaissances dans les bases de données (KDD) est le processus de recherche de connaissances dans un grand ensemble de données avec des méthodes d'exploration de données. Cette méthodologie est largement utilisée dans les domaines liés à l'IA comme l'apprentissage automatique. Les étapes de la méthodologie KDD sont :

* *Compréhension commerciale :* Couvre la compréhension du domaine d'application, l'exploration des réalisations connexes et l'identification des exigences et des besoins des utilisateurs.
* *Target Dataset :* Dans cette étape, nous effectuons une sélection des données sur lesquelles travailler. Comme un en règle générale, plus il y a de données, meilleurs sont les résultats.
* *Nettoyage des données :* après avoir sélectionné l'ensemble de données, nous devons le prétraiter et traiter anomalies, telles que des valeurs manquantes, du bruit ou de mauvaises valeurs
* *Transformation des données :* l'ensemble de données nettoyé doit être apporté dans le format adéquat avant de l'utiliser pour l'exploration de données. Cette étape implique des techniques telles que l'extraction de caractéristiques, ou réduction de dimension pour les tâches de visualisation.
* *Choix de la tâche :* dans cette phase, nous décidons du type de tâche que nous voulons réaliser, sous prise en compte du cas d'utilisation.
* *Algorithme :* Il existe des tâches qui peuvent être réalisées par plusieurs algorithmes. Un exemple est la tâche de classification. Par conséquent, KDD définit une étape où nous devons adopter le meilleur algorithme pour accomplir notre tâche.
* *Data Mining :* Nous appliquons l'algorithme que nous avons adopté à l'étape précédente et obtenons un modèle pour notre tâche, qu'il s'agisse de classification ou de regroupement.
* *Interprétation :* Nous examinons le résultat de l'application du modèle et vérifions si nous avons extrait la bonne information pour notre tâche.
* *Consolidation des connaissances :* La dernière étape consiste à utiliser les informations extraite Résoudre des problèmes.

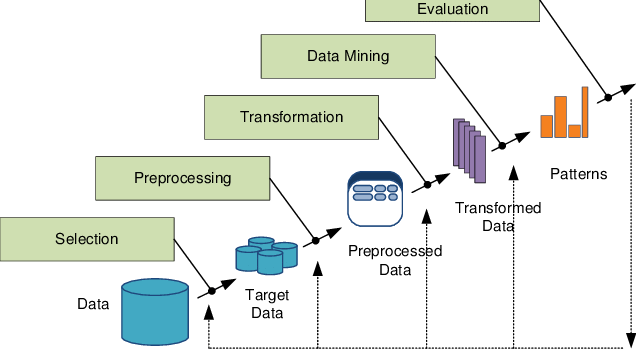


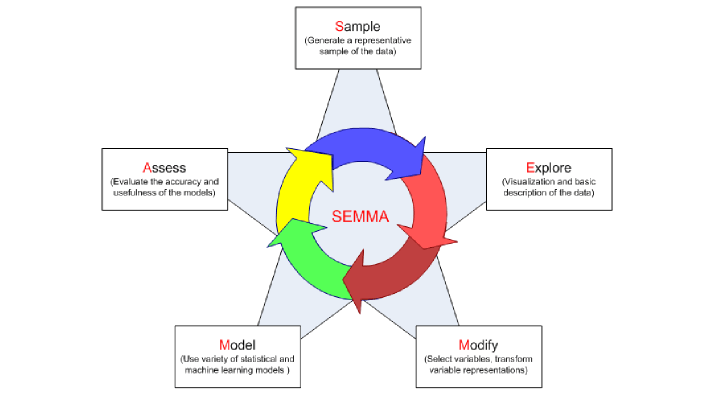
Figure1 : Les étapes de la méthodologie KDD [1]

1. **SEMMA**

L'acronyme SEMMA (sample, explore, modify, model, assess) qui se traduit en français par : échantillonne, explore, modifie, modélise, évalue) se rapporte au noyau du processus de conduite de l'exploitation de données. [2]

Le processus se décompose en son propre ensemble d'étapes. Ceux-ci inclus:

* *Échantillon :* Cette étape consiste à choisir un sous-ensemble du jeu de données de volume approprié à partir d'un vaste jeu de données qui a été fourni pour la construction du modèle. L'objectif de cette étape initiale du processus est d'identifier les variables ou les facteurs (à la fois dépendants et indépendants) influençant le processus. Les informations collectées sont ensuite triées en catégories de préparation et de validation.
* *Explorer :* Au cours de cette étape, une analyse univariée et multivariée est menée afin d'étudier les relations interconnectées entre les éléments de données et d'identifier les lacunes dans les données. Alors que l'analyse multivariée étudie la relation entre les variables, l'analyse univariée examine chaque facteur individuellement pour comprendre sa part dans le schéma global. Tous les facteurs d'influence susceptibles d'influencer les résultats de l'étude sont analysés, en s'appuyant fortement sur la visualisation des données.
* *Modifier :* Dans cette étape, les enseignements tirés de la phase d'exploration à partir des données collectées dans la phase d'échantillonnage sont dérivés avec l'application du logique métier. En d'autres termes, les données sont analysées et nettoyées, puis transmises à l'étape de modélisation et explorées si les données nécessitent un raffinement et une transformation.
* *Modèle :* Une fois les variables affinées et les données nettoyées, l'étape de modélisation applique diverses techniques d'exploration de données afin de produire un modèle projeté de la façon dont ces données atteignent le résultat final souhaité du processus*.*
* *Accès :* Dans cette dernière étape SEMMA, le modèle est évalué pour son utilité et sa fiabilité pour le sujet étudié. Les données peuvent maintenant être testées et utilisées pour estimer l'efficacité de ses performances. [3]



**Figure 2 :** les étapes de la méthodologie SEMMA [4]

1. **CRISP-DM**

CRISP-DM, qui signifie Cross-Industry Standard Process for Data Mining, est une méthode mise à l'épreuve sur le terrain permettant d'orienter vos travaux d'exploration de données. [5]

Les étapes de CRISP-DM sont :

• *Compréhension commerciale :* la première étape consiste à comprendre ce qu'il faut accomplir à partir d'un point de vue commercial. Cela signifie qu'une liste d'objectifs et de contraintes doit être correctement réglée. À travers cette étape, nous visons à saisir les facteurs qui peuvent avoir un impact sur le résultat du projet. Sans cette étape, cela signifie essayer de répondre aux mauvaises questions.

*• Compréhension des données :* La deuxième étape implique la collecte de données, l'analyse par l'outil de visualisation et d'intégration si les données ne sont pas dans le même format.

• *Préparation des données :* cette étape couvre le nettoyage des données et l'extraction des fonctionnalités pour la prochaine étape. Le nettoyage des données consiste à traiter les valeurs manquantes, etc.

*• Modélisation :* Dans cette phase, nous sélectionnons la technique de modélisation que nous appliquerons. Si plusieurs techniques sont nécessaires, cette étape doit être accomplie pour chacune.

• *Évaluation :* Dans cette étape, nous évaluons le modèle que nous avons créé à l'étape précédente en analyser des métriques telles que la précision de la prédiction, etc.

*• Déploiement :* Dans la dernière étape du processus CRISP-DM, nous prenons le modèle et utilisez-le une application du monde réel.

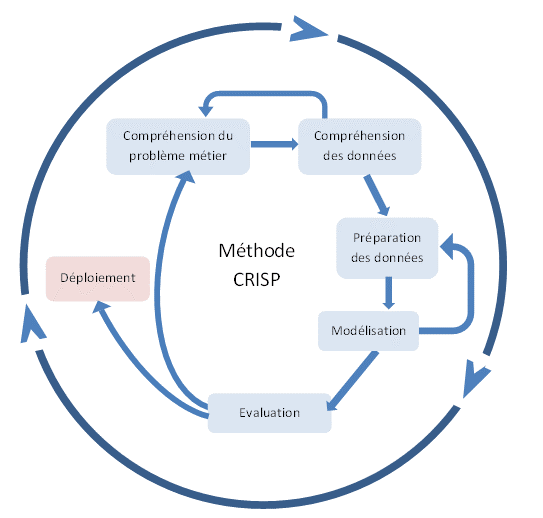


Figure 3 **:** les étapes de la méthodologie CRISP-DM

1. **Comparaison et méthodologie de choix**

On note une nette similitude entre les méthodologies KDD et CRISP-DM en termes de description des étapes. CRISP-DM a moins d'étapes que KDD, en fait KDD a trois étapes distinctes et bien étapes définies de la phase de modélisation, tandis que CRISP-DM définit abstraitement une étape. Dans ce sens, l'abstraction ne nous lie pas à un ordre ou à un processus particulier de construction de modèles. Dans ce point, CRISP-DM exprime simplement le processus souhaité mais avec moins de détails. SEMMA est défini par une société de logiciels pour guider les projets réalisés avec leur outil, n'est donc pas un standard, plutôt une méthodologie spécifique à un outil. Les normes offrent aux différents acteurs un moyen commun de gérer leurs projets. Les principaux avantages des normes sont l'interopérabilité qui conduit à efforts conjugués et innovation. Comme son nom l'indique, CRISP-DM est un standard ouvert norme [7]. Par conséquent, notre méthodologie de choix est la méthodologie CRISP-DM.

Tableau 4: Aperçu des méthodologies

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **KDD** | **SEMMA** | **CRISP-DM** |
| Steps : 8 | Steps : 5 | Steps : 6 |
| Business Domain Understanding |  | Business Understanding |
| Data Selection | Sample | Data Understanding |
| Data Pre-processing | Explore |
| Data Transformation | Modify | Data Preparation |
| Data Mining Task | Model | Modeling |
| Choose Algorithm |
| Apply Algorithm |
| Interpretation / Evaluation | Assess | Evaluation |
| Pattern/Information Usage |  | Deployment |

1. **CRISP-DM Adapté en Scrum : Présentation**

Pour mieux conduire l'exécution des six phases, nous appliquons CRISP-DM dans le Scrum agile, car nous sommes confrontés aux défis suivants : L'un des avantages de Scrum est qu'il s'adapte aux changements fréquents d'exigences des parties prenantes. Puisque nous sommes construire une preuve de concept, nous serons confrontés à des situations où nous devons progresser, tout en ayant à changer constamment de décisions si nous sommes confrontés à des processus de goulot d'étranglement. Afin d’assurer une progression constante du travail nous nous appuierons sur le time-boxing de Scrum, afin que nous puissions diviser les tâches en tâches encore plus petites et nous assurer d'avoir des artefacts à la fin de chaque sprint.

Étant donné que nous allons parcourir les six phases de CRISP-DM, pour effectuer des tâches de réglage fin et ajustements, il est nécessaire de suivre les progrès en adoptant l'aspect incrémental de Scrum. Nous montrons comment planifier les étapes CRISP-DM en tant que sprints dans le tableau suivant :

Tableau 5 : Mappage des étapes CRISP-DM en tant que sprint Scrum

|  |  |
| --- | --- |
| **CRISP-DM Phases** | **Sprint** |
| Business understanding | Sprint 0 |
| Data understanding | Sprint 1 |
| Data preparation | Sprint 2 |
| Modeling and Evaluation | Sprint 3 |
| Deployment | Sprint 4 |

**Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu du projet. Nous avons présenté l'hôte de stage entreprise, puis nous avons donné une brève description du projet énoncé le problème et proposé la solution que nous adopterons pour le résoudre.

**Chapitre 2 : Planification Et Architecture**

**INTRODUCTION**

Dans ce chapitre, nous allons fournir les concepts de base des sujets d'intérêt. nous allons d'abord explorer les principes fondamentaux de l'apprentissage en profondeur et comment ils sont inspirés par le cerveau humain. Nous couvrirons brièvement les architectures courantes et nous concentrerons sur les réseaux de neurones récurrents. Enfin, nous discutons d'un des domaines d'application de l'IA qui est pertinent pour notre projet, à savoir le traitement du langage naturel.

1. **Traitement du language naturel**

Après avoir donné un aperçu de l'apprentissage machine et en profondeur, nous discutons d'un domaine de l'IA où l'apprentissage machine et l'apprentissage en profondeur sont appliqués. Dans cette section, nous présentons les concepts clés et les algorithmes de la PNL.

1. **Définition**

Le traitement du langage naturel (NLP) est la branche de l'IA pour le développement de systèmes informatiques qui comprennent et interprètent le langage humain, parlé ou écrit, à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique. La PNL est appliquée dans une variété de tâches telles que la reconnaissance vocale, les traductions linguistiques, la synthèse de texte, les systèmes de questions-réponses, la génération de texte ou de parole et les moteurs de recherche.

1. **Algorithmes et techniques de la PNL**

**Tokenisation** Un jeton est un élément d'une donnée séquentielle. la tokenisation consiste à diviser une longue séquence, comme du texte ou de la parole, en unités plus petites basées sur un séparateur. Dans le cas du langage naturel, les mots tels que les noms et les verbes sont des jetons séparés par un espace.

**La lemmatisation et le radicalisme** sont deux techniques permettant de trouver la racine des mots, car le langage naturel est construit avec des mots dérivés les uns des autres. La différence réside dans la manière dont chaque technique opère sur les mots. La radicalisation supprime les préfixes et les suffixes qui peuvent produire des mots inexistants, tandis que la lemmatisation trouve vraiment le mot de base.

**Entity-Name-Recognition** identifie des noms ou des entités (personnes ou organisations) et les associe dans leurs classes ou catégories, comme les noms de célébrités, de grandes entreprises, de lieux célèbres, de devises, etc. Cette technique est utilisée dans les moteurs de recherche.

**Le terme Frequency-Inverse Document Frequency (tf-idf)** est appliqué lorsque nous essayons de trouver un document correspondant à un mot-clé de recherche. La correspondance est basée sur la fréquence à laquelle le terme dans le texte de recherche apparaît dans un document.

**Latent Dirichlet Allocation** fait référence à la tâche d'affecter un sujet à un document. Étant donné un document comportant plusieurs mots, nous essayons de saisir le sujet (caché) qu'il décrit, d'où les mots latent (caché) et allocation.

**Word Embeddings** est une technique qui transforme les mots en caractères alphabétiques en vecteurs de nombres réels d'une manière qui préserve les relations sémantiques entre les mots. Il s'agit d'un aspect important de la préparation des données, car les algorithmes d'apprentissage en profondeur ne peuvent traiter que des valeurs numériques. Un autre avantage est l'aspect relation sémantique qui peut être préservé, afin de relever les défis de la PNL, dont nous discutons dans la section suivante.

1. **Les défis de la PNL**

Dans ce qui suit, nous énumérons les raisons de la complexité de la PNL. Ces propriétés reflètent la nature du langage naturel.

• Acronymes : une manière d'exprimer des noms d'entités composées de plusieurs mots, en prenant le caractère initial de chaque mot, et en les combinant en un seul mot.

• Ambiguïté lexicale : c'est quand plusieurs mots avec la même orthographe mais un sens différent sont mis dans une longue phrase.

• Ambiguïté syntaxique : c'est lorsqu'un texte grammaticalement écrit n'est pas conforme au bon sens comme je parle à mon poisson mort.

• Mots-Composés : sont une combinaison de plusieurs mots pour décrire une seule chose.

1. **Incorporations de mots : modèles sensibles au contexte et modèles non sensibles**

Dans cette section, nous explorerons les principaux modèles de représentation des mots sous forme de vecteurs. Les modèles discutés ici appartiennent à deux catégories : les modèles non sensibles au contexte et les modèles sensibles au contexte.

• Les modèles non sensibles au contexte représentent des mots avec des vecteurs basés sur un contexte unique ;

• Les modèles contextuels examinent plusieurs contextes pour coder un mot dans un vecteur.

1. **Word2Vec et Doc2Vec**

est un algorithme qui apprend à représenter les mots sous forme de vecteurs en prenant chaque mot du corpus d'entrée, et essaie de prédire un mot à partir du contexte. Le contexte peut être représenté par des phrases avec des mots manquants, et le modèle non supervisé est entraîné pour prédire les blancs. Word2Vec est très bon pour la recherche d'analogies. Doc2Vec est une extension de Word2Vec , qui représente un document entier (phrase ou paragraphe) sous forme de vecteur.

1. **Gant**

signifie Global Vectors est un modèle non supervisé pour représenter les mots sous forme de vecteurs qui permet de calculer les distances entre les mots. Avec GloVe est utilisé pour la correspondance de synonymes. La différence avec le modèle Word2Vec, c'est que GloVe utilise le comptage de mots et la cooccurrence dans le corpus entier.

1. **Le modèle ELMo**

ELMo signifie Embeddings from Language Models a été conçu pour représenter chaque mot tout en considérant les mots précédents et suivants. Le modèle fonctionne au niveau des caractères, ce qui signifie qu'il peut casser un seul mot pour détecter sa signification. De cette façon, le modèle peut comprendre que les mots Grand et Grandeur sont liés d'une manière ou d'une autre.

1. **Le modèle ULM-FiT**

(ULM-FiT) ULM-FiT signifie Universal Language Model Fine tuning for Text Classifi cation est une approche qui consiste à diviser la tâche en deux étapes distinctes : la première étape appelée pré-formation consiste à créer un modèle générique et la seconde étape est appelée étape de réglage fin.

1. **Modèles de transformateurs**

sont des modèles qui peuvent prendre une entrée non pas de manière séquentielle uniquement des LSTM, mais simultanément, ce qui en fait une amélioration par rapport à celle-ci, spécialement lors de son entraînement. Les mots circulent indépendamment à travers les couches de transformateurs, ce qui a permis que le traitement se déroule de manière parallèle. Avec cette amélioration, la quantité de données utilisée pour construire une représentation forte peut être construite.

1. **Encastrements à la pointe de la technologie :**

**le modèle BERT**

Signifie Représentations d'encodeur bidirectionnel à partir de transformateurs Représentations d'encodeur bidirectionnel à partir de transformateurs est une approche, qui prend le meilleur des modèles décrits précédemment, qui a été appliquée sur de grands corpus pour produire un modèle d'incorporation de mots fortement contextualisé, à savoir le Modèle de représentation du langage BERT. Il existe également plusieurs variantes de modèles qui sont basées sur la même approche mais diffèrent par taille, ou ont été modifiés afin d'obtenir un comportement différent tel que la vitesse et la précision sur des tâches spécifiques. DisstillBert est un modèle de variante BERT plus petit, d'où la désignation « BERT distillé », qui est un modèle de pré-formation à utiliser dans le cadre de restrictions de performances de calcul. Il a été démontré qu'il fonctionnait plus rapidement tout en affichant de bonnes performances. RoBert signifie Approche BERT optimisée de manière robuste, est un recyclage de BERT avec plus de données et de puissance de calcul.

1. **Apprentissage automatique**
2. **Définition de l'apprentissage automatique**

L'apprentissage automatique (ML) est un sous-domaine de l'intelligence artificielle qui concerne les algorithmes qui permettent aux systèmes informatiques d'apprendre automatiquement des règles et des modèles à partir de données [96]. L'application d'algorithmes d'apprentissage aboutit à des modèles d'apprentissage.

1. **Modèles d'apprentissage**

Il existe quatre grandes classes de modèles d'apprentissage :

**L'apprentissage supervisé** consiste à appliquer une technique d'apprentissage automatique sur des données étiquetées et à s'attendre à ce que l'ordinateur apprenne le mappage entre les caractéristiques des données et l'étiquette, c'est-à-dire la réponse finale. Ce principe est inspiré du comportement d'apprentissage par l'exemple de l'être humain.

**L'apprentissage non supervisé**, c'est lorsqu'un programme est alimenté avec des données non étiquetées. Au lieu d'apprendre ce que sont les échantillons, il peut apprendre les modèles et les tendances qui apparaissent dans les données [96].

**L'apprentissage semi-supervisé** se situe entre l'apprentissage supervisé et non supervisé. L'ensemble de données contient des échantillons étiquetés et non étiquetés.

**L'apprentissage auto-supervisé (SSL)** est un terme plus général pour décrire le même concept mais dans des cas d'utilisation différents tels que la robotique ou l'apprentissage par renforcement. L'idée de base est que les étiquettes ne sont pas fournies à la main, mais plutôt extraites.

**L'apprentissage par transfert** est l'approche consistant à utiliser une solution qui a été appliquée à un problème différent pour résoudre un problème actuel.

1. **Learning Process**

Après avoir discuté des modèles d'apprentissage, nous passons en revue les étapes de la façon dont supervisé et semi-supervisé

**Processus supervisé** L'algorithme commence par faire une estimation aléatoire des paramètres pouvant être appris et les utilise dans la fonction de mappage. Une sortie est ensuite calculée. Et utilisé comme paramètre dans une fonction de perte. La fonction de perte qui est paramétrée avec le sortie prévue, indique à quel point la prévision était. Puisque nous essayons de nous rapprocher de l'observation réelle des mots, ce qui signifie réduire la différence entre prédiction et observation, l'algorithme tente de résoudre un problème d'optimisation où l'objectif est de minimiser la fonction de perte. Le passage à la solution optimale (minimum) de la fonction de perte est réalisé par des optimiseurs, l'ajustement du poids est effectué par l'algorithme de rétro-propagation.

**Processus semi-supervisé** Lorsque les étiquettes sont rares, le semi-supervisé est utilisé. La méthode courante pour résoudre ce problème est l'augmentation des données. Pour la PNL, la quantité de texte non étiqueté dépasse les données étiquetées. Dans ce cas, l'augmentation des données consiste à prélever un échantillon étiqueté et à essayer d'en générer des versions reformulées.

**Processus non supervisé** Les modèles non supervisés consistent à identifier des tendances ou des tendances répétées dans un grand ensemble de données non étiquetées. Un modèle peut être compris comme un sous-ensemble d'éléments similaires, où la similitude est calculée en appliquant une mesure de similitude.

1. **Tâches d'apprentissage automatique**

Dans le tableau 2.2, nous décrivons brièvement les tâches courantes d'apprentissage automatique et fournissons des algorithmes pour eux.

Tableau 2.2 : Présentation des tâches d'apprentissage automatique

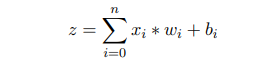
|  |  |
| --- | --- |
| **Tâche** | **Description** |
| Classification | La classification est une technique d'apprentissage supervisé dans laquelle la machine peut apprendre comment affecter des observations à une classe définie ou une catégorie définie. |
| Régression | La régression est une famille de techniques statistiques permettant de prédire une relation entre un ensemble de variables dépendantes et une ou plusieurs variables indépendantes (également appelées caractéristiques). |
| Regroupement | Le cluster est la tâche de construire des groupes d'objets de telle sorte que des objets identiques relèvent du même groupe sur la base d'une mesure de similarité. |
| Augmentation des données | L'augmentation des données est une approche qui crée de nouveaux échantillons de données à partir d'un ensemble de données existant pour enrichir et économiser l'effort de collecter plus de données. |

1. **L'apprentissage en profondeur**
2. **Définition**

L'apprentissage profond (DL) est une approche d'apprentissage automatique où les algorithmes d'apprentissage sont basés sur des réseaux de neurones artificiels (ANN), qui sont inspirés du cerveau humain. La différence entre ML et DL réside dans l'extraction de caractéristiques. En ML, nous définissons explicitement les caractéristiques et laissons le modèle apprendre une correspondance avec les étiquettes, tandis qu'en apprentissage en profondeur, la seule interaction humaine consiste à fournir des données, laisser l'algorithme extraire la caractéristique et apprendre la correspondance avec la sortie. Le besoin de DL est né à l'ère du Big Data où les données ne peuvent plus être traitées de manière conventionnelle.

1. **Les réseaux de neurones**

RN est appliqué avec des modèles dont l'architecture s'inspire du cerveau humain. En 2.1, 2.2 et 2.3, nous voyons respectivement un neurone biologique, un seul neurone artificiel, que nous appelons unité, et un réseau d'unités artificielles. Une unité se comporte comme un neurone biologique.L'appareil reçoit des données xi (dendrites), effectue ensuite une somme pondérée dessus (corps cellulaire), transmet le résultat par une fonction d'activation. La valeur calculée est l'activation de l'unité est donnée par la formule



où xi sont l'entrée, wi la valeur de poids respective du lien de connexion, et bi est le terme de biais. 2.1 montre un neurone biologique, 2.2 montre la représentation d'un neurone avec les xi wi et bi , la fonction d'activation prend la somme pondérée et calcule la valeur de sortie unitaire comme

a = σ(z) = σ(xi ∗ wi + bi)

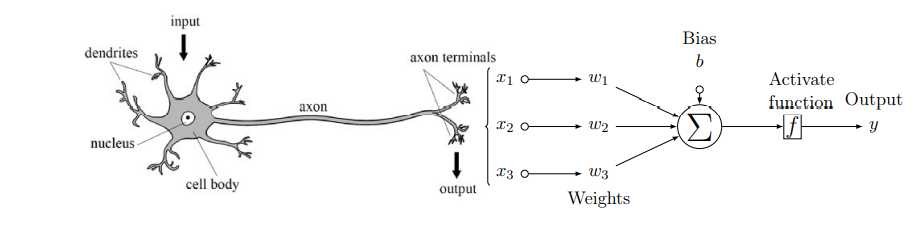


Figure 2.1: Single Biological Neuron [176] Figure 2.2: Graphical Representation of an Artificial Neuron

Input layer Hidden layer Hidden layer Output layer

*I*1

*H*1

*H*1

*I*2

*O*1

*I*3

.

*Hn*

.

*. . .*

*Hn*

.

.

*On*

*In*

1. **Types de réseaux de neurons**

Table 2.3: Neural Networks Types

|  |  |
| --- | --- |
| **Types de réseau** | **Description and associated Architecture** |
| Feed Forward Net- works (FNN) | L'information circule dans un seul sens. Les exemples sont les réseaux de neurones profonds traditionnels, le Perceptron multicouche, les réseaux de neurones convolutifs, les réseaux résiduels, les auto-encodeurs, Réseaux accusatoires[226] [95] |
| Recurrent Neural Network (RNN) | En raison de la récurrence, utilisé pour le traitement de données séquentielles telles que les vidéos, le traitement du langage naturel (NLP) et la parole [59][226] |
| Radial Basis Func- tion Neural Network | Utilisée pour la classification et la prédiction de séries chronologiques, sa couche cachée est construite en utilisant le clustering, avec le centroïde et sa zone environnante, d'où la fonction radiale. [226] |
| Modular neural Net-  works | Décompose les grands réseaux, chaque petit module, effectue  indépendamment, les sorties respectives sont fusionnées [226] |

1. **Paramètres**

Poids et biais Les poids et les biais sont les paramètres pouvant être appris. En commençant par la première couche cachée, chaque unité est chargée de détecter une caractéristique particulière. Dans cette étape, le poids est la réponse à la question : Avec quelle valeur l'entrée doit-elle être multipliée par, pour que l'unité capture la caractéristique particulière dont elle est responsable ? Après avoir multiplié l'entrée avec le poids, la question suivante vient, qui est l'imitation du concept de neurones actifs dans le cerveau humain : quelle valeur de l'unité actuelle peut être transmise à la couche suivante, c'est-à-dire active l'unité actuelle ?. La réponse à cette question est la valeur de biais. Un biais de k signifie que l'unité courante ne peut être active que si sa valeur est supérieure à k. Après avoir décalé la valeur par le biais, la valeur du neurone est transmise à une fonction d'activation qui normalise la valeur. Les fonctions d'activation communes sont données dans ??.

1. **Problèmes courants**

**Problèmes d'apprentissage** Deux effets secondaires peuvent apparaître pendant la phase d'entraînement, à savoir le sur apprentissage et le sous-apprentissage. Le sur ajustement signifie que le modèle est sur spécialisé dans cet ensemble de données, c'est-à-dire qu'il a appris la tendance ainsi que le bruit, et qu'il est incapable de généraliser, c'est-à-dire de fonctionner sur des données invisibles. Le sous-apprentissage a l'effet inverse sur les données d'entraînement et est incapable d'identifier une fonction de mappage entre les données d'entraînement sous-jacentes.

**Complexité de calcul** Dans un réseau de neurones Deep Learning, le nombre d'opérations pour apprendre les paramètres peut être coûteux en fonction du nombre de paramètres. Le nombre de paramètres est le nombre de connexions entre couches ajoutées au nombre de nombres de biais. Avec de nombreuses couches, le nombre de paramètres augmente, de même que la complexité de l'algorithme de rétro propagation

**V Réseaux de neurones récurrents**

1. **Représentation des RNN**

Le principal avantage des RNN par rapport aux autres types est qu'ils sont adaptés pour traiter des données séquentielles telles que du texte, de la parole ou des vidéos. Les CNN ou les NN standard n'ont besoin d'aucune dépendance temporelle pour s'exécuter, contrairement aux données séquentielles. Idem pour la parole. Pendant que nous parlons, nous comprenons les idées actuelles basées sur ce que nous avons appris ou entendu dans le passé. La représentation graphique est montrée en 2.4. Il semble que plusieurs NN soient enchaînés pour partager des connaissances.

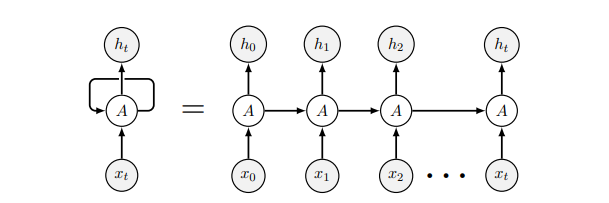


Figure 2.4: Recurrent Neural Network Diagram

1. **Réseaux de neurones récurrents : à la pointe de la technologie**

L'architecture montrée en 2.4 s'est avérée souffrir d'un problème qui survient lorsqu'on traite de très longues séquences. Lors de l'entraînement sur un texte très long, à un moment donné, l'activation de la nouvelle entrée écrase l'activation de l'activation précédente, ce qui les fait oublier lors de l'application de l'algorithme de rétro-propagation. Le phénomène inverse peut également se produire. Dans les deux cas, lors du calcul du gradient, nous nous retrouvons avec un très petit ou un très grand gradient. Les mémoires à long terme (LSTM) ont été proposées pour surmonter ces problèmes en ajoutant une unité de mémoire pour garder une trace des états qui traversent le réseau. l'état de l'unité mémoire dépend de trois composants, la porte d'oubli, la porte d'entrée et la porte de sortie. La porte d'oubli indique si la mémoire précédente est importante pour le calcul de l'état actuel de la mémoire ou si elle doit être oubliée (supprimée). La porte de sortie calcule ensuite l'état de sortie pour délivrer l'unité suivante, en combinant les retenues précédentes mémoire et entrée de courant. En 2.4, nous décrivons les utilisations courantes des architectures Seq2Seq

1. **Architecture séquence à séquence**

Seq2Seq est une famille d'architecture qui consiste à relier deux RNN ensemble pour résoudre certaines tâches. Une architecture courante est l'architecture de décodeur d'encodeur.

Table 2.4: Seq2Seq Architectures

|  |  |
| --- | --- |
| **Type** | **Description and Application** |
| Un par un | une entrée (mot), une sortie (mot), traitement d'un seul mot  à un instant qui est le comportement des NN standard |
| Un à plusieurs | L'entrée est un seul mot, la sortie est plus qu'un mot. Utilisé pour générer du texte à partir d'un seul mot-clé. Comme les applications de génération de poésie [258] |
| Plusieurs à un | L'entrée est une séquence, la sortie un mot. L'analyse des sentiments est couramment utilisée |

.

|  |  |
| --- | --- |
| Many To Many (de même taille  mettre/sortir) | L'entrée et la sortie ont la même taille, utilisées dans la reconnaissance d'entité nommée lorsque la sortie générée est de même longueur mais avec des parties en surbrillance |
| Plusieurs à plusieurs (entrée/sortie  longueur différente) | Entrée et sortie de taille inégale, utilisées dans la traduction linguistique |

**CONCLUSION**

Dans ce chapitre, nous avons exploré les principes fondamentaux de l'apprentissage en profondeur et comment ils sont inspirés par le cerveau humain. Nous avons brièvement présenté les architectures communes et nous nous sommes concentrés sur les réseaux de neurones récurrents. Enfin passé en revue certaines techniques de traitement du langage naturel.

# Chapitre 3:

# Solution proposée

**Introduction**

1. **Présentation de l'application**

Dans cette section, nous décrivons la grande image de la solution proposée. Nous montrons d'abord les composants du chatbot, puis nous illustrons le flux de travail interne.

1. **Architecture globale**

L'application se compose d'un modèle de traitement du langage naturel qui est exposé comme un service Web qui récupère le texte de l'utilisateur via un client Web