



Année 2017-2018

Mémoire de fin d'études

Alexandre Felix - Architecture des Logiciels

Pierre-Henry Langlois - Architecture des Logiciels

Maître de Mémoire : Furkan Kilic

Date de soutenance :

Table des matières

Table des matières	1
1 Introduction	2
I L'Intelligence Artificelle remplace l'humain pour les tâches répétitives	3
2 L'Intelligence Artificelle aujourd'hui	4
2.1 Intelligence Artificielle Faible	4
2.1.1 Machine Learning	5
2.1.2 Deep Learning	6
3 Applications de l'Intelligence Artificelle	8
3.1 Finance	8
3.2 Medicine	8
II L'humain se concentre sur les tâches qui nécessite d'avoir des traits humains	9
4 l'Intelligence Artificelle ne peut pas remplacer l'humain pour toutes les tâches	10
4.1 Intelligence Artificielle Forte	10
4.1.1 Prérequis	10
4.1.2 Freins majeur de la création d'Intelligence Artificelle Forte	11
4.2 L'expérience de pensée "Chinese Room"	12
4.2.1 simuler l'intelligence n'est pas encore à la portée de l'IA	14
4.2.2 Application à la problématique de l'automatisation des métiers	14
III Vers une synergie homme-machine	15
Table des figures	17

1 Introduction

En ce début de XXIème siècle, dans un monde où les Technologies de l'Information sont en constante évolution, et où les entreprises cherchent en permanence de nouveaux moyens pour créer de la valeur et optimiser le fonctionnement de leurs productions et de leurs services, l'attention se porte sur le rôle et la place de l'ordinateur au sein du fonctionnement de notre Société.

Ayant repéré et analysé la plupart des problèmes qui peuvent être rencontrés lors de la réalisation de tâches concrètes, l'Humain d'aujourd'hui porte son attention en particulier sur la quantité significative d'erreurs dont il peut faire preuve. L'Erreur étant une notion inhérente à l'Humain, ce dernier cherche en priorité à l'éliminer le plus possible de ses réalisations.

Additionnellement, chaque individu se soucie en parallèle de sa santé, que ce soit concernant son propre corps ou de son esprit, et actuellement certaines carrières posent des contraintes vis à vis de cet aspect. Ainsi, nous, individus, nous nous rendons compte au fur et à mesure du temps des contraintes physiques de notre corps, ce qui nous pousse à trouver des idées afin de repousser encore et encore ces limites.

C'est ainsi pour ces différentes raisons que les regards se portent désormais sur les progrès de la Science, notamment dans le domaines des technologies de l'Information, et plus particulièrement dans le domaine de l'"Intelligence Artificielle".

Déjà présentes au jour d'aujourd'hui dans de nombreux foyers, et cela sous de diverses formes allant de nos smartphones à nos haut-parleurs intelligents, en passant par les service en ligne de communication par chat ou de service après-vente, l'IA est en passe de s'ancrer encore plus profondément dans nos vies avec l'implémentation des différents outils qu'elle propose de nos jours. L'étendue des possibilités d'utilisations de cette dernière est vaste.

Mais l'utilisation plus poussée de l'IA, d'un tel changement dans nos vies, n'est pas sans conséquences. En effet, si l'IA est devenue plus efficace que l'humain sur certaines tâches, alors pourquoi les entreprises ne poseraient-elles pas la question suivante : Est-ce que je peux remplacer totalement un employé spécialisé, voire une partie de mon effectif de spécialistes par une IA ? À l'aube des prochaines innovations informatiques allant dans le sens de ces innovations, de ces évolutions du quotidien des travailleurs à prévoir, il paraît naturel de se poser la question suivante :

Comment l'IA aura-t-elle un réel impact sur le marché du travail dans les années à venir ?

Afin d'apporter des éléments de réponse à cette question, nous nous intéresserons d'abord à la façon dont l'IA remplace l'Humain au sein dans des tâches précises et répétitives. Par la suite, nous verrons dans les détails le processus de spécialisation de l'Humain dans les tâches plus complexes. Puis nous concluerons par l'explication des scénarios que nous considérons les plus probables dans un avenir proche.

Première partie

L'Intelligence Artificielle remplace l'humain
pour les tâches répétitives

2 L'Intelligence Artificielle aujourd'hui

L'intelligence Artificielle est un domaine faisant partie des sciences cognitives dont l'objectif est de mettre au point des techniques et technologies permettant aux machines de simuler l'intelligence humaine ou animale. Nous pouvons séparer l'IA en deux catégories distinctes.

2.1 Intelligence Artificielle Faible

Elle reproduit un comportement de manière la plus précise possible, en s'améliorant notamment grâce à l'apprentissage mais n'en imite pas le fonctionnement ce qui fait que ce type d'IA ne fait que simuler de l'intelligence.

Aujourd'hui il n'existe que des intelligences artificielles faibles qui peuvent être séparées en plusieurs techniques et sous-domaines :

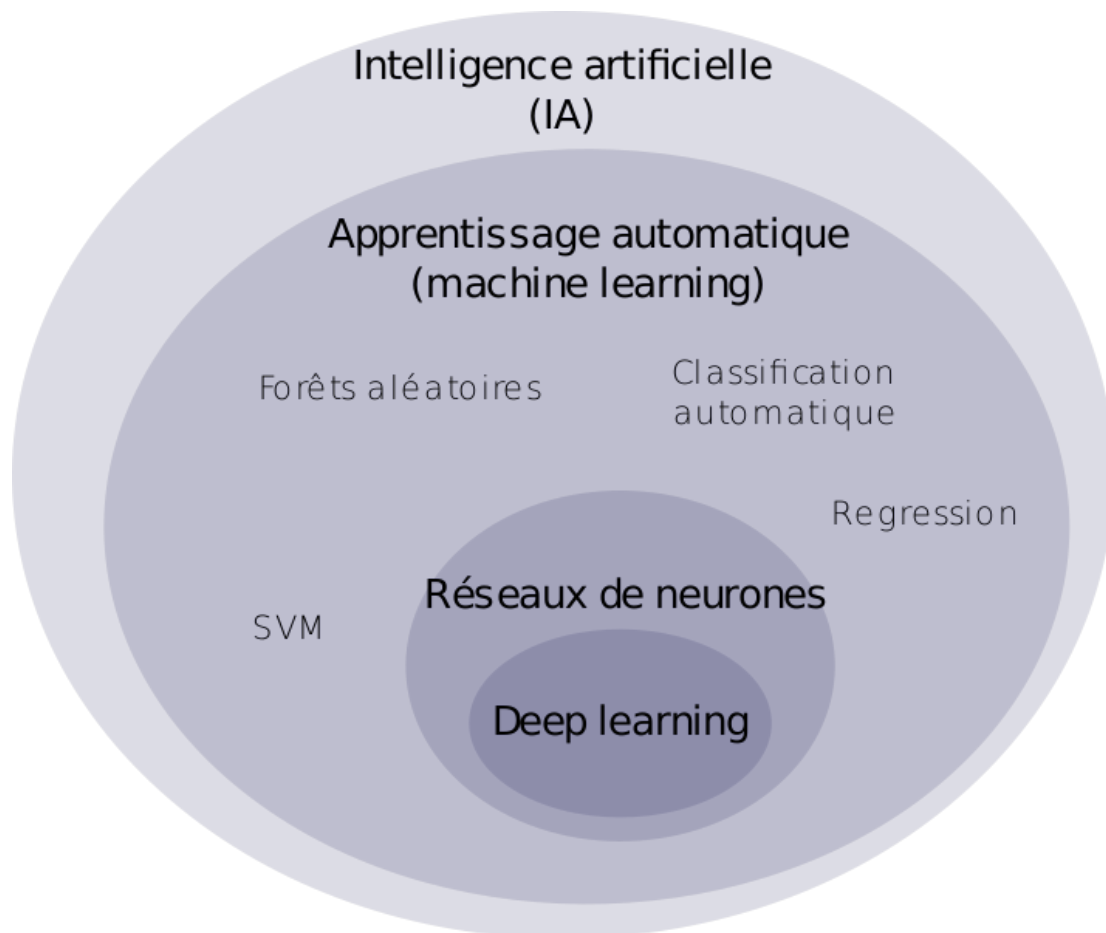


FIGURE 2.1 – Les différents domaines de l'Intelligence Artificielle

2.1.1 Machine Learning

Le Machine Learning est un ensemble de techniques qui permettent à un ordinateur d'agir et d'apprendre comme un humain tout en s'améliorant au fur et à mesure et ce de manière autonome.

Le fonctionnement du machine learning se découpe en plusieurs parties, tout d'abord il faut définir des features, c'est à dire des propriétés mesurables individuellement, cette partie est difficile et cruciale car elle va déterminer l'efficacité de l'algorithme de machine learning.

Différents algorithmes vont ensuite servir à extraire les features de données brutes en entrée avant de les envoyer à l'algorithme de machine learning, par exemple la reconnaissance de bords ou de formes géométriques extraient les features d'une image dans une IA de reconnaissance d'image.

Enfin l'algorithme de machine learning va passer au travers de 3 sets de données :

- un set de training va permettre d'entraîner l'algorithme de manière supervisée, ce set utilise des vecteurs d'entrée et leur sortie attendue.
- un set de validation qui va vérifier le modèle créé à partir du set de training.
- un set de test qui permet de tester la version finale de l'algorithme.

Le machine learning utilise les "réseaux de neurones", qui ont fait leur première apparition à partir de 1980, il s'agit de structure algorithmique imitant le comportement des neurones dans le cerveau humain :

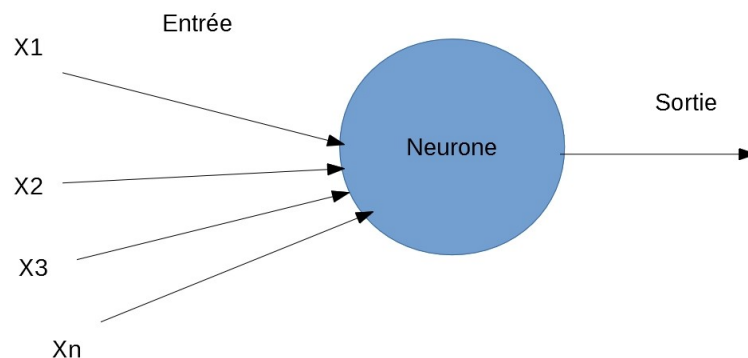


FIGURE 2.2 – Neurone Artificiel

Un neurone artificiel comme son nom l'indique imite la topologie d'un neurone biologique, ses entrées sont comparables aux dendrites d'un neurone tandis que sa sortie est l'équivalent de l'axone.

les neurones sont divisés en différentes couches : couche d'entrée, couche(s) cachée et couche de sortie, dans le cas du "shallow" machine learning, le réseau de neurones n'est composé que d'une seule couche cachée :



FIGURE 2.3 – Réseau de neurones avec 2 couches cachées

Ce type de réseaux de neurones est entraîné de manière supervisée mais dès lors qu'il y a plus d'une couche cachée, il n'est plus possible de l'entraîner ainsi, l'alternative qui répond à ce problème est l'apprentissage profond ou deep learning qui utilise des réseaux de neurones avec de multiple couches cachées.

2.1.2 Deep Learning

Le Deep Learning est une sous catégorie du machine learning qui s'est démocratisé qu'à partir de 2010 et est une évolution des anciennes techniques de machine learning, la différence majeur réside dans le fonctionnement du traitement des informations, le machine learning traditionnel ou "shallow", en contraste avec le deep learning, réside dans la nécessité de sélectionner manuellement les features qui doivent être identifiés par l'algorithme de machine learning :

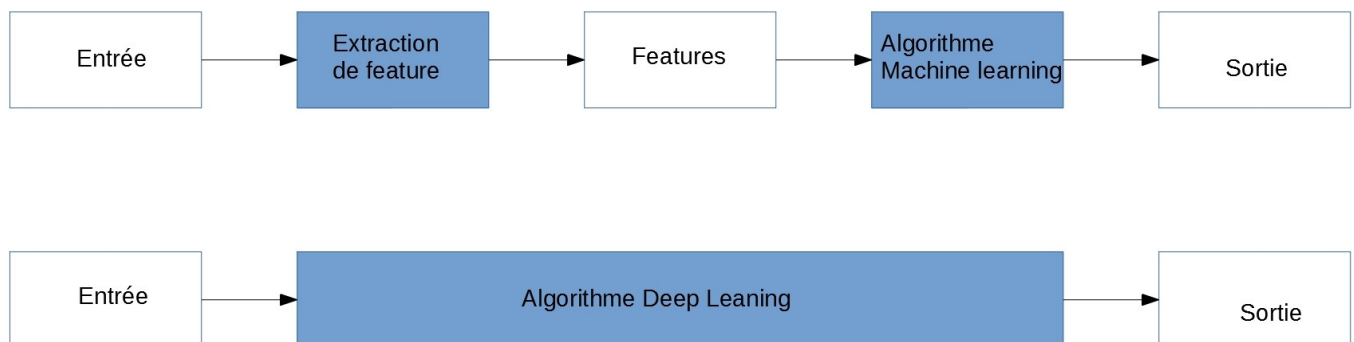


FIGURE 2.4 – Différences entre machine learning et deep learning

Le deep learning contrairement au machine learning n'a pas besoin de sélectionner ou extraire manuellement les features, le modèle apprend par lui-même à reconnaître des features, les réseaux de neurones utilisés pour le deep learning ont plus d'une couche cachée de neurones d'où le nom "deep" :

Deep neural network

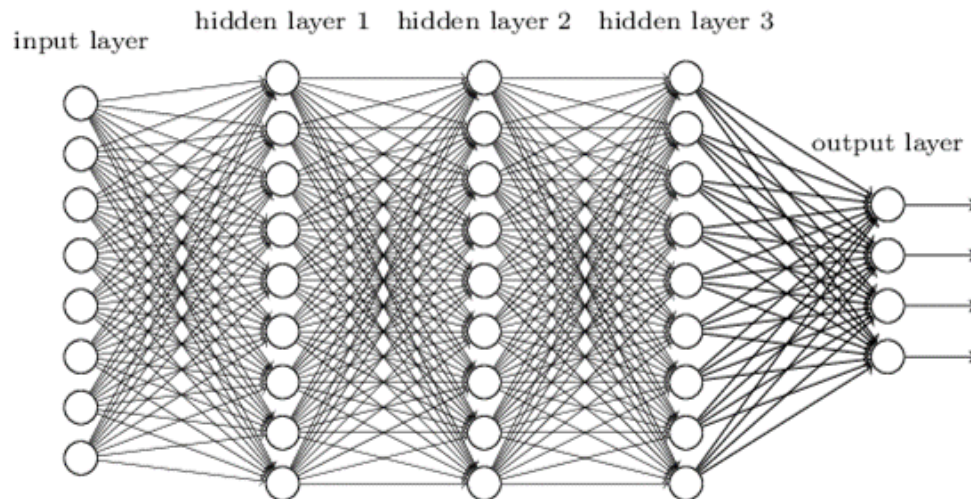


FIGURE 2.5 – Réseaux de neurones à 3 couches cachées

Ce qui fait la puissance du Deep Learning est sa capacité à avoir des Représentations intermédiaires d'un niveau d'abstraction faible à un niveau d'abstraction élevé :

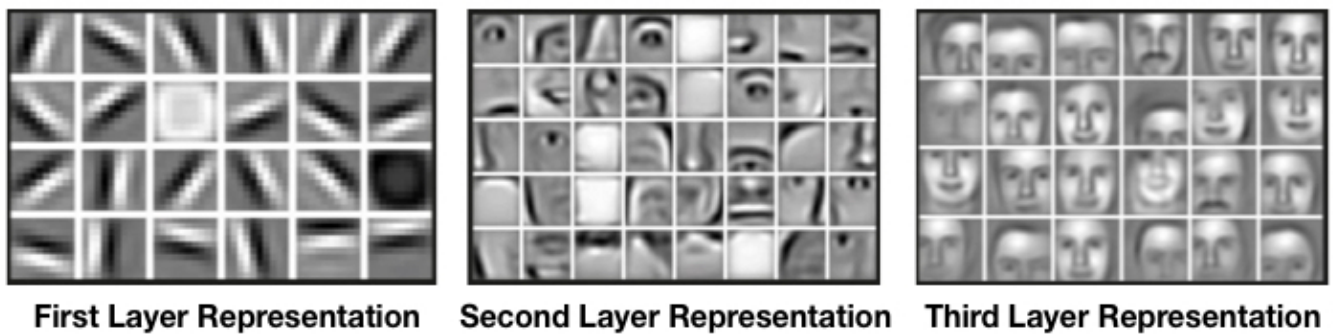


FIGURE 2.6 – Représentations intermédiaires - Andrew Ng

c'est celles-ci qui permettent de ne pas avoir à définir manuellement les features, dans l'exemple ci-dessus, l'algorithme extrait des features bas niveau dans la premières Représentations, puis les assemble pour former des parties des visages puis finir par avoir des Représentations de features de plus haut niveau donc des visages entier.

3 Applications de l'Intelligence Artificielle

3.1 Finance

3.2 Medicine

Deuxième partie

L'humain se concentre sur les tâches qui
nécessite d'avoir des traits humains

4 l'Intelligence Artificielle ne peut pas remplacer l'humain pour toutes les tâches

4.1 Intelligence Artificielle Forte

L'intelligence artificielle forte est l'intelligence telle qu'elle existe chez l'homme, une somme de procédés cognitifs avancés mais même aujourd'hui le fonctionnement du cerveau et de l'intelligence reste mystérieuse et donc la faisabilité d'une IA forte est sans cesse remise en question.

4.1.1 Prérequis

puisque la définition de l'Intelligence elle même reste flou, il est difficile de donner une liste exacte et correcte des critères pour qu'une IA forte puisse exprimer une intelligence semblable à celle de l'homme mais il une liste de critères semble être indéniablement nécessaires pour remplir les critères et la majorité des chercheurs en intelligence artificielle semble s'être mis d'accord sur la liste de critères suivantes :

— Capacité de raisonnement et de jugement :

«Le raisonnement est un processus cognitif permettant de poser un problème de manière réfléchi en vue d'obtenir un ou plusieurs résultats. L'objectif d'un raisonnement est de mieux cerner (comprendre) un fait ou d'en vérifier la réalité, en faisant appel alternativement à différentes « lois » et à des expériences, ceci quel que soit le domaine d'application : mathématiques, système judiciaire, physique, pédagogie, etc.»¹

c'est en somme la capacité à trouver de manière générique la solution à un problème appliqué ou abstrait associé à la capacité à utiliser les connaissances nécessaires pour pouvoir résoudre ledit problème.

— Capacité à conceptualiser ses connaissances :

Il s'agit d'avoir une IA capable de vider tout "contenu" d'une connaissance et d'en garder que l'idée abstraite, la conceptualisation des connaissances est essentielle dans l'apprentissage et un des principes qui explique le fossé qui sépare le cerveau humain de l'intelligence artificielle faible.

— Capacité de communication dans un langage naturel :

La capacité à parler une langue humaine de manière fluide tout en comprenant les spécificité du langage mais aussi la sémantique du langage, la communication dans un langage naturel est souvent associée à l'intelligence humaine et principalement utilisé pour mesurer l'intelligence (test de turing par exemple) à cause des processus nécessaires tel que la représentation mentale, l'empathie, la métacognition.

1. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Raisonnement>

— Capacité de planification :

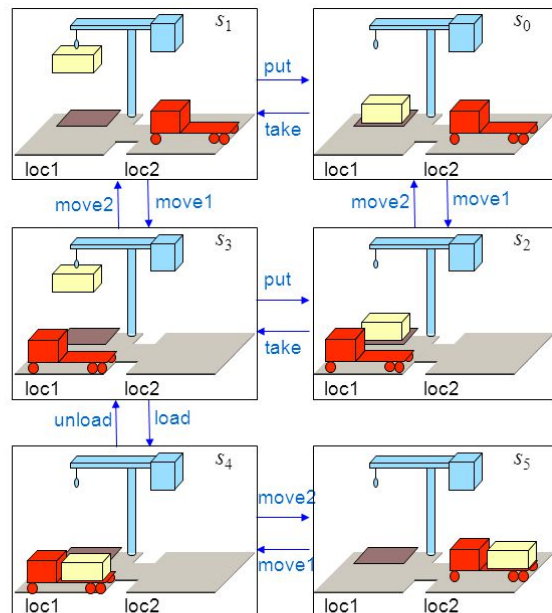
«En intelligence artificielle, la planification automatique (automated planning en anglais) ou plus simplement planification, vise à développer des algorithmes pour produire des plans typiquement pour l'exécution par un robot ou tout autre agent. Les logiciels de planification qui incorporent ces algorithmes s'appellent des planificateurs. La difficulté du problème de planification dépend des hypothèses de simplification qu'on tient pour acquis, par exemple un temps atomique, un temps déterministe, une observabilité complète, etc.»²

La planification automatique se base sur 3 paramètres d'entrée :

- état de départ
- actions possibles
- objectif

Example

- $\Sigma = (S, A, E, \gamma)$
 - ◆ $S = \{\text{states}\}$
 - ◆ $A = \{\text{actions}\}$
 - ◆ $E = \{\text{exogenous events}\}$
 - ◆ State-transition function
 $\gamma: S \times (A \cup E) \rightarrow 2^S$
- Example:
 - ◆ $S = \{s_0, \dots, s_5\}$
 - ◆ $A = \{\text{move1}, \text{move2}, \text{put}, \text{take}, \text{load}, \text{unload}\}$
 - ◆ $E = \{\}$
 - ◆ γ : see the arrows



Dock Worker Robots (DWR) example

Dana Nau: Lecture slides for *Automated Planning*
Licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike License: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/2.0/>

5

FIGURE 4.1 – Planification automatique avec un automate

la difficulté de la planification automatique avec une intelligence artificielle forte est dû au caractère non-déterministe de la majorité des actions que cette dernière doit réaliser, contrairement à un automate où toutes ses actions sont déterministes, de plus la liste des actions possible n'est plus réellement fixe.

4.1.2 Freins majeur de la création d'Intelligence Artificielle Forte

2. [https://fr.wikipedia.org/wiki/Planification_\(intelligence_artificielle\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Planification_(intelligence_artificielle))

4.2 L'expérience de pensée "Chinese Room"

En 1980 John Searle, philosophe américain, publie son article "Minds, Brains, and Programs" dans la revue scientifique "Behavioral and Brain Sciences" qui donna lieu à de grands débats dans le domaine philosophique mais surtout dans le domaine de l'intelligence artificielle, la source de ces débats est une expérience de pensée qui se nomme "Chinese Room".

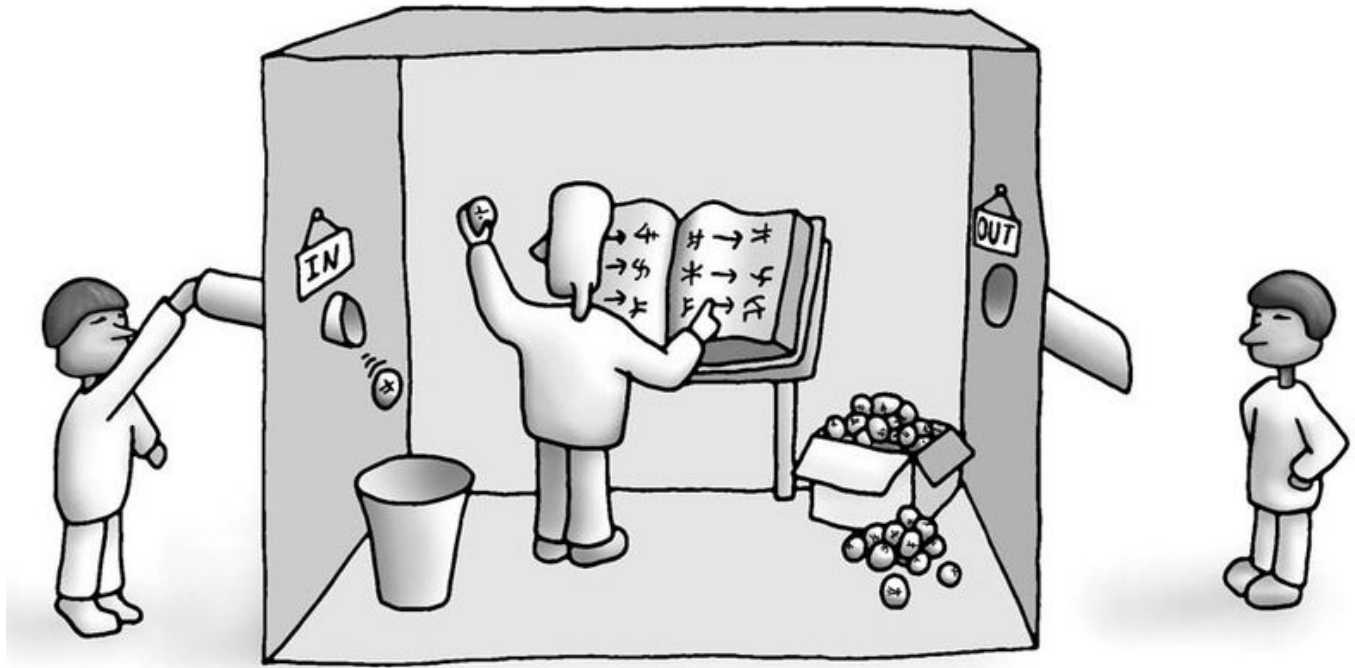


FIGURE 4.2 – Chinese room experiment - wikicommons

Cette expérience est définie comme suit :
il y a, enfermé dans une pièce sans aucun moyen de contact vers l'extérieur, une personne anglophone qui ne comprend pas le chinois et dans cette pièce des boîtes remplies de symboles chinois ainsi qu'un manuel d'instructions. Cette personne reçoit des symboles chinois envoyés par une personne parlant chinois qui sont en réalité des questions, dans le manuel d'instruction est indiqué quoi renvoyer en fonction de ce que la personne anglophone reçoit, la personne renvoie des symboles qui sont des réponses à la question reçue, la personne parlant le chinois pense ainsi parler à une personne qui connaît la langue alors que ce n'est pas le cas.

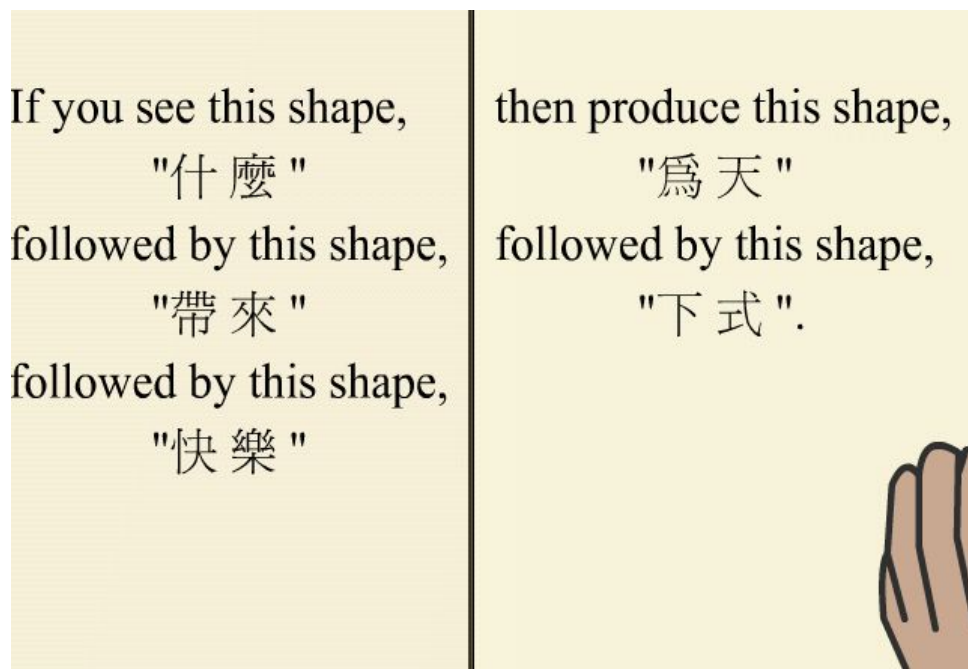


FIGURE 4.3 – Extrait du manuel d'instruction - David L. Anderson

l'argument de cette expérience est que même si la machine répond aux questions qui semble laisser penser la présence de capacité à penser (une IA forte) elle ne fait en réalité que manipuler des symboles sans les interpréter (IA faible).

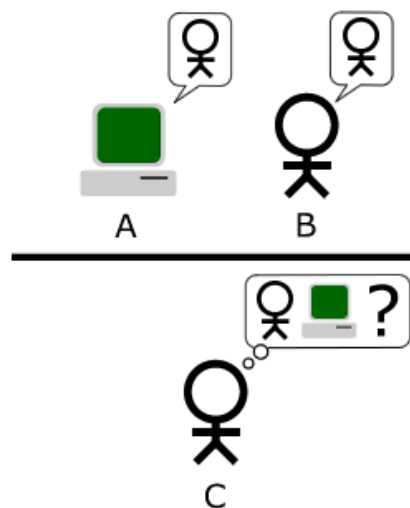


FIGURE 4.4 – Interprétation basique du test de Turing

l'objectif de cette expérience est d'invalider la capacité du test de Turing à établir si une intelligence artificielle a la capacité de penser, le test de Turing est une expérience à l'aveugle où une personne converse avec un interlocuteur qui est soit une vraie personne ou un humain si le sujet avec qui l'IA converse n'est pas capable de détecter qu'il ne parle pas avec un humain mais une machine cette dernière réussit le test or l'expérience Chinese Room essaie de démontrer justement que la capacité à

converser ne va pas forcément prouver l'intelligence et la capacité à penser car il suffit de manipuler les symboles d'une manière assez complexe pour tromper l'interlocuteur humain.

En conclusion, l'expérience de pensée Chinese room montre qu'avec le type d'ordinateur que nous avons aujourd'hui il n'est point possible de réaliser d'intelligence artificielle forte et que nous ne pouvons compter que sur des IA qui simule l'intelligence.

4.2.1 simuler l'intelligence n'est pas encore à la portée de l'IA

4.2.2 Application à la problématique de l'automatisation des métiers

Troisième partie

Vers une synergie homme-machine

Table des figures

2.1	Les différents domaines de l'Intelligence Artificielle	4
2.2	Neurone Artificiel	5
2.3	Réseau de neurones avec 2 couches cachées	6
2.4	Différences entre machine learning et deep learning	6
2.5	Réseaux de neurones à 3 couches cachées	7
2.6	Répresentations intermediaires - Andrew Ng	7
4.1	Planification automatique avec un automate	11
4.2	Chinese room experiment - wikicommons	12
4.3	Extrait du manuel d'instruction - David L. Anderson	13
4.4	Interprétation basique du test de Turing	13