

Mémoire de fin d'études  
Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'État en Informatique  
Option : Systèmes Informatiques

---

Création d'un corpus de l'aphasie de Broca et  
développement d'un système Speech-to-speech de  
réhabilitation de la parole

---

Réalisé par :  
BELGOUMRI Mohammed  
Djameleddine  
[im\\_belgoumri@esi.dz](mailto:im_belgoumri@esi.dz)

Encadré par :  
Pr. SMAILI Kamel  
[smaili@loria.fr](mailto:smaili@loria.fr)  
Dr. LANGLOIS David  
[david.langlois@loria.fr](mailto:david.langlois@loria.fr)  
Dr. ZAKARIA Chahnez  
[c\\_zakaria@esi.dz](mailto:c_zakaria@esi.dz)

# Table des matières

<b>Page de garde</b>	<b>1</b>
<b>Table des matières</b>	<b>1</b>
<b>Table des figures</b>	<b>2</b>
<b>1 Traduction automatique</b>	<b>4</b>
1.1 Classification des méthodes de traduction automatique . . . . .	4
1.2 Traduction automatique à base de règles . . . . .	5
1.3 Traduction automatique à base de transformeurs . . . . .	6
<b>2 Aphasie de Broca</b>	<b>9</b>
2.1 Types d'aphasie . . . . .	9
2.2 Généralités sur le cerveau . . . . .	10
<b>Bibliographie</b>	<b>11</b>

# Table des figures

1.1	Taxonomie des méthodes de traduction automatique. . . . .	5
1.2	Triangle de Vauquois . . . . .	6
1.3	L'architecture du transformeur . . . . .	7
2.1	Classification de certains types d'aphasie . . . . .	10

# Abréviations

**AVC** accident vasculaire cérébrale. 8

**CNN** convolutional neural network. 5

**GRU** gated recurrent unit. 5

**IL** interlingue. 5

**LC** langage cible. 4, 5, 7

**LS** langue source. 4, 5, 7

**LSTM** long short-term memory. 5

**RNN** recurrent neural network. 5

**TA** traduction automatique. 3, 4

**TABR** traduction automatique à base de règle. 3, 4

**TAL** traitement automatique du langage. 3

**TAN** traduction automatique neuronale. 3

**TAS** traduction automatique statistiques. 3

# Chapitre 1

## Traduction automatique

La traduction automatique (TA) est une branche du traitement automatique du langage (TAL). Elle étudie l'utilisation des systèmes informatiques pour traduire le texte ou la parole d'une langue (appelée source) vers une autre (appelée cible) [1].

Dans ce chapitre, on introduit la traduction automatique du texte pour donner un point de références aux discussions des chapitres suivants. On y discute les plus répondues du domaine ainsi que les développements les plus récents qu'il a vécu.

### 1.1 Classification des méthodes de traduction automatique

La classification des méthodes de TA la plus citée à travers la littérature, repose sur les outils mathématiques de celles-ci. On distingue notamment trois familles de méthodes [8] :

1. Des méthodes basées sur des connaissances linguistiques (règles de traduction).
2. Des méthodes basées sur les statistiques.
3. Des méthodes basées sur les réseaux de neurones.

On les appelle respectivement Traduction automatique à base de règle (TABR), Traduction automatique statistiques (TAS), Traduction automatique neuronale (TAN). Les méthodes dans chacune de ces trois catégories peuvent être encore classifiées [8, 3], ce qui donne lieu à la hiérarchie représentée par la Figure 1.1.

Le reste de ce chapitre sera organisé selon la structure donnée par la Figure 1.1. Cela nous donne la structure suivante

— Traduction automatique à base de règles

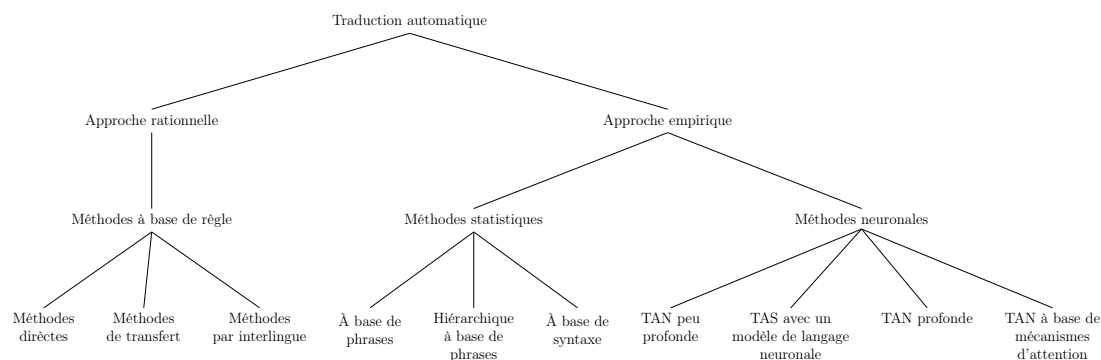


FIGURE 1.1 – Taxonomie des méthodes de traduction automatique.

— Traduction automatique à base de transformeurs

## 1.2 Traduction automatique à base de règles

La traduction automatique à base de règle (TABR) est historiquement le premier paradigme de TA. Étant apparue pendant les années 1950s, elle resterait l’approche dominante de TA jusqu’aux 1980s [1].

Comme son nom l’indique, la TABR est basée sur des règles de traduction explicites, qui sont généralement créées manuellement à partir de connaissances linguistiques sur la langue source (LS) et la langue cible (LC). Les règles en question peuvent être d’ordre lexical (i.e des dictionnaires), syntaxique (i.e des grammaires) ou sémantique.

Toutes les méthodes de TABR passent par deux phases : l’analyse de l’entrée dans la LS et la génération (ou synthèse) de la sortie dans la LC. Cependant, les règles utilisées dans ces deux phases peuvent varier en profondeur et dans le types de connaissances linguistiques employées. On distingue ainsi la TABR en trois sous-familles de méthodes comme indiqué sur le sous-arbre gauche de la Figure 1.1.

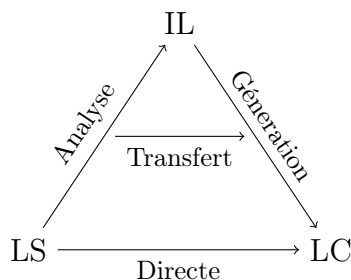


FIGURE 1.2 – Triangle de Vauquois

### 1.3 Traduction automatique à base de transformeurs

Le transformeur (ou modèle auto-attentif) est un modèle de séquence proposé en 2017 [7]. Il vise à remédier aux lacunes des autres architectures utilisées en modélisation de séquences, notamment celles basées sur les RNN et les CNN.

En effet, les RNN souffrent de deux problèmes fondamentaux. Le premier est celui du mémoire à court terme, c-à-d, la tendance à négliger les dépendances entre unités lexicales éloignées dans la séquence. Des variantes comme les LSTM et surtout les GRU ont réussi à éliminer ce problème au prix d'une augmentation dans la complexité des calculs. Cependant, ces variantes, ainsi que les RNN eux-mêmes, souffrent d'un deuxième défaut, celui du calcul séquentiel. Par conséquent, il n'est pas possible de paralléliser leurs calculs, ce qui les rends très lents [7, 8].

Les CNN permet de contourner les inconvénients posés par les RNN. Ils sont entièrement parallélisables, ce qui les rends extrêmement rapides à dérouler sur GPU. De plus, ils peuvent calculer la dépendance entre deux positions arbitrairement éloignées. Or, le nombre d'opérations qu'ils utilisent pour ce faire augmente avec la distance entre les deux positions en question. De ce fait, ils sont également inadéquats pour la modélisation des corrélations à grande échelle [8].

Le transformeur est une architecture à base de mécanisme d'attention qui offre une solution aux défis rencontrés par les autres architectures que nous avons introduites. Il ne souffre pas du mémoire à court terme et peut calculer les dépendances globales de la séquence en temps constant [7]. La Figure 1.3 illustre l'architecture d'un transformeur. Il s'agit d'une architecture encodeur-décodeur.

L'encodeur prend une séquence  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  de plongement de mots dans

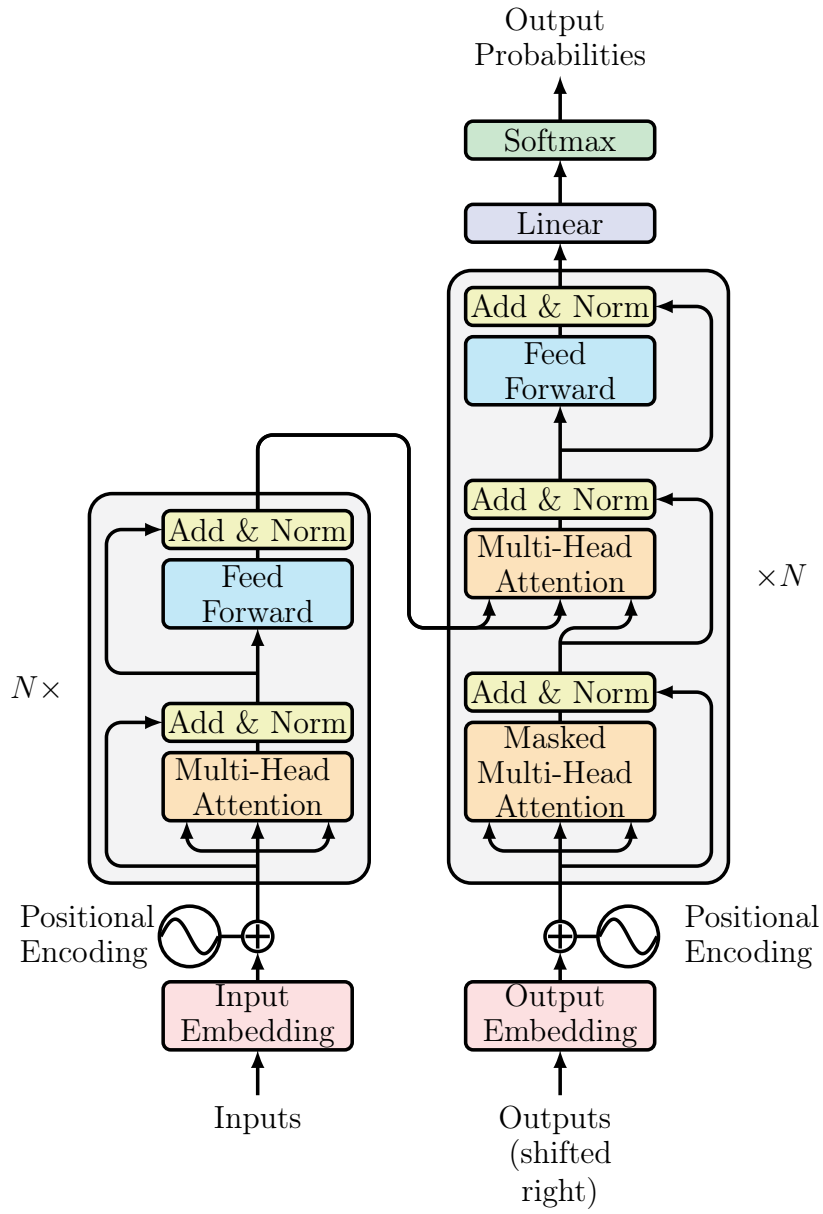


FIGURE 1.3 – L'architecture du transformeur [7, Fig 1]



la LS et produit une suite  $(z_1, z_2, \dots, z_n)$  de représentations vectorielles (vecteurs de pensée). Cela est fait par le biais de l'Algorithme 1.1 ou.

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left( \frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V$$

---

**ALGORITHME 1.1 :** Encoder une séquence

---

```

1  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$  // Plongement de la phrase d'entrée.
2  $N$  // Nombre d'itérations de l'encodeur.
3 début
4    $z \leftarrow x$  pour  $i = 1 \dots N$  faire
5      $z \leftarrow \text{multi\_headed\_attention}(z) + z$ 
6   fin
7 fin
Output :  $z \in \mathbb{R}^{n \times d}$  // Thought vectors
```

---

Le décodeur prend cette suite de représentations et produit une troisième séquence  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$  de mots dans LC.

# Chapitre 2

## Aphasie de Broca

L'aphasie ; emprunté au Grec ancien “ $\alpha\phi\alpha\sigma\iota\alpha$ ” qui veut dire “mutisme”, est un trouble de communication d'origine neurologique [4]. Elle affecte la capacité à comprendre le langage, s'y exprimer ou les deux. L'aphasie n'est pas causée par un trouble moteur, sensoriel, psychique ou intellectuel [2], mais souvent par des AVC, infections ou tumeurs cérébrales, traumatisme crânien, troubles métaboliques comme le diabète ou maladies neurodégénératives [5].

### 2.1 Types d'aphasie

La définition qu'on a donnée de l'aphasie s'applique à une multitude de troubles qui touchent différents aspects de la communication [5, p. 135, 136]. De ce fait, une classification des aphasies a été établie sur la base de leurs effets.

Plus spécifiquement, on classe une aphasie selon si elle touche l'une des trois tâches suivantes : parler couramment, comprendre le langage et répéter la parole. Cela donne lieu aux huit classes qu'on voit sur la Figure 2.1. On note bien que cette classification n'est pas complète, l'aphasie primaire progressive par exemple n'y est pas. Cependant, elle reste utile pour étudier les types d'aphasie qui y sont présents.

Dans cette étude, nous nous intéressons principalement à l'aphasie de Broca. Il s'agit d'une aphasie expressive, c'est-à-dire qui touche la capacité d'articuler sa pensée dans le langage et de le répéter mais pas à celle de le comprendre (Voir la Figure 2.1).

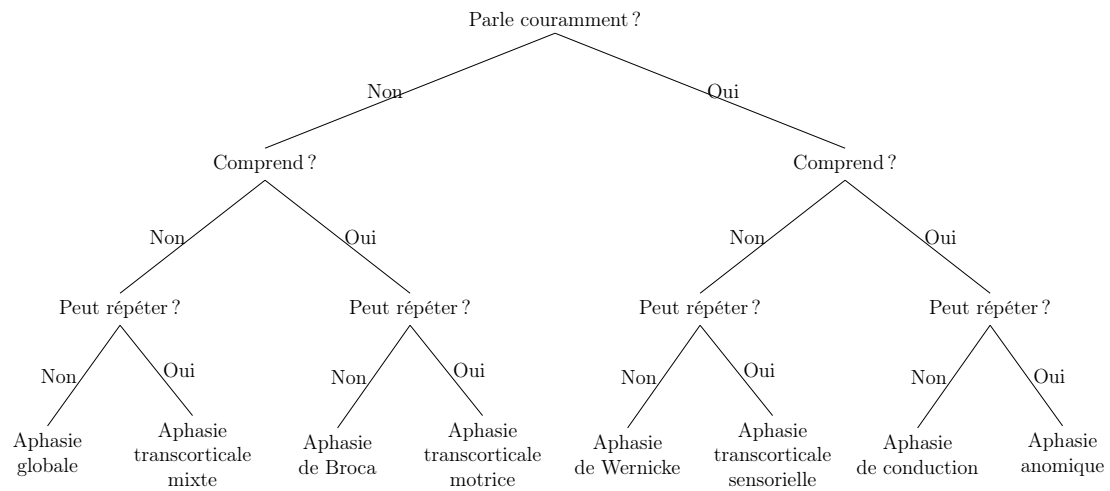


FIGURE 2.1 – Classification de certains types d'aphasie [6]

## 2.2 Généralités sur le cerveau

Pour mieux comprendre l'aphasie en général et celle de Broca en particulier, il convient de commencer avec le cerveau et notamment les fonctions cognitives de communication.

# Bibliographie

- [1] Sin-wai CHAN. *Routledge Encyclopedia of Translation Technology*. Routledge, Taylor & Francis Group, 2015.
- [2] Roberta CHAPEY. *Language Intervention Strategies in Aphasia and Related Neurogenic Communication Disorders*. en. Wolters Kluwer Health/Lippincott Williams & Wilkins, 2008. ISBN : 978-0-7817-6981-5.
- [3] Marta R. COSTA-JUSSÀ et al., éd. *Hybrid Approaches to Machine Translation*. en. Theory and Applications of Natural Language Processing. Cham : Springer International Publishing, 2016. ISBN : 9783319213101 9783319213118. DOI : [10.1007/978-3-319-21311-8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-21311-8). URL : <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-21311-8> (visit  le 11/10/2022).
- [4] *Dictionnaire de fran ais Larousse*. fr. URL : <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/aphasie/4448>.
- [5] Brooke HALLOWELL. *Aphasia and Other Acquired Neurogenic Language Disorders : A Guide for Clinical Excellence*. en. Plural Publishing, 2017. ISBN : 978-1-59756-477-9.
- [6] Sujesh SREEDHARAN. « REAL-TIME FMRI BASED NEUROFEEDBACK FOR REHABILITATION OF POST-STROKE PATIENTS WITH APHASIA ». Th se de doct. Jan. 2018. DOI : [10.13140/RG.2.2.10868.37760/1](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.10868.37760/1).
- [7] Ashish VASWANI et al. « Attention is All you Need ». In : *Advances in Neural Information Processing Systems*. T. 30. Curran Associates, Inc., 2017. URL : <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/hash/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845a2Abstract.html>.
- [8] Shuoheng YANG, Yuxin WANG et Xiaowen CHU. « A survey of deep learning techniques for neural machine translation ». In : *arXiv preprint arXiv :2002.07526* (2020).