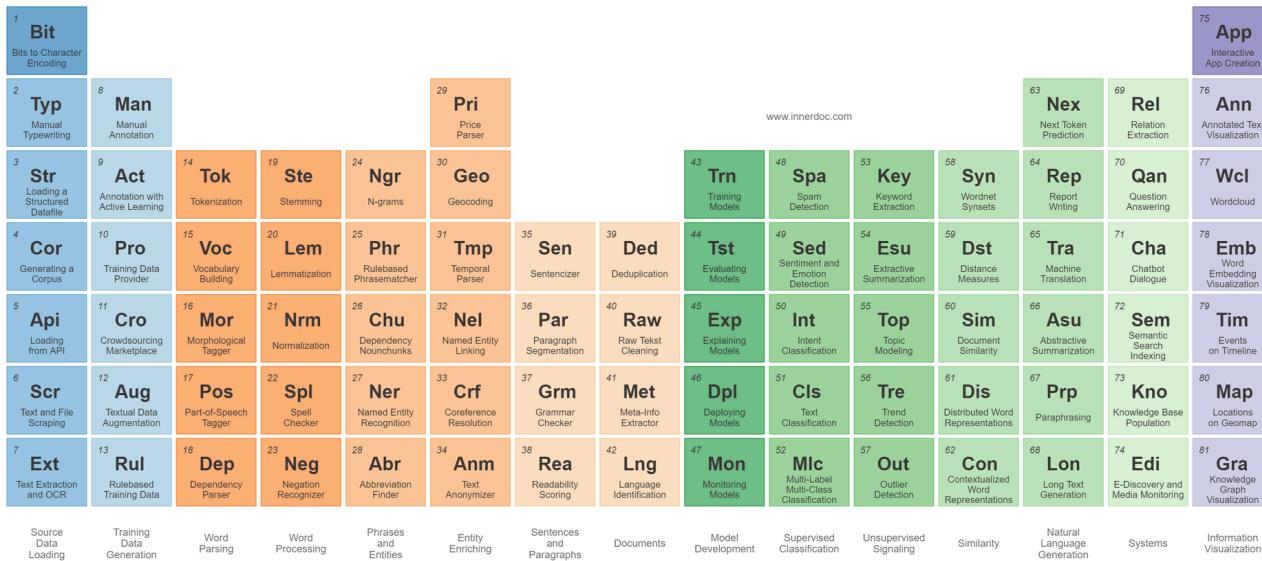


7. Processament del llenguatge natural

Models d'intel·ligència artificial

Processament del llenguatge natural

- **Definició:** camp de la IA que tracta de la interacció entre els ordinadors i el llenguatge humà.
- Se centra en la **comprensió** i **generació** de llenguatge humà.
- Un dels camps més actius i complexos de la IA.



Aplicacions

- Traducció automàtica.
- Reconeixement de veu.
- Síntesi de veu.
- Generació i resum de text.
- Anàlisi de sentiments.
- Classificació de text.

Introducció (I)

- Camp multidisciplinari que combina:
 - Lingüística.
 - Intel·ligència artificial.
 - Ciències cognitives.
 - Informàtica.
 - etc.

Introducció (II)

- És un problema **difícil** perquè:
 - El llenguatge humà és **ambigu**.
 - El llenguatge humà és **ric**.
 - El llenguatge humà és **contextual**.
 - El llenguatge humà és **cultural**.
- Aquestes característiques fan que el llenguatge humà no sigui **formal** i, per tant, no es puga tractar amb les tècniques de la IA tradicional.

El text com a dada

Introducció

- El text és una font de dades **molt important**.
 - Els humans **generem i consumim** text de forma **massiva**
 - El saber com tractar el text és **crític** per a moltes aplicacions.
- “ Anomenem **text** a una seqüència coherent de símbols que pot ser interpretada com a un conjunt de paraules, utilitzant les regles gramaticals i sintàctiques d'una llengua. ”

Significat

- Què entenem per **significat**:
 - el significat d'una paraula és el concepte que representa.
 - el significat d'una frase és el concepte que representa la combinació de les paraules que la formen.
 - el significat d'un text és el concepte que representa la combinació de les frases que el formen.

$\text{significant}(\text{simbol}) \Leftrightarrow \text{significat}(\text{idea})$

arbre $\Leftrightarrow \{ \text{ }\text{ }\text{ }\text{ }\text{ }\}$

Significat en els ordinadors

- Com poden coneixer els ordinadors el significat de les paraules, frases i textos?.
- Técniques classiques: bases de dades de sinònims i hyperònims.
 - WordNet : base de dades lèxica que relaciona paraules entre si.
 - Els sinònims permeten relacionar paraules amb el mateix significat.
 - Ex: roïn és un sinònim de dolent , malparit , miserable , etc.
 - Els hyperònims permeten relacionar paraules amb significats més generals.
 - Exemple: carnivor , vertebrat serien hyperònims de gat .

Problemes de WordNet i semblants

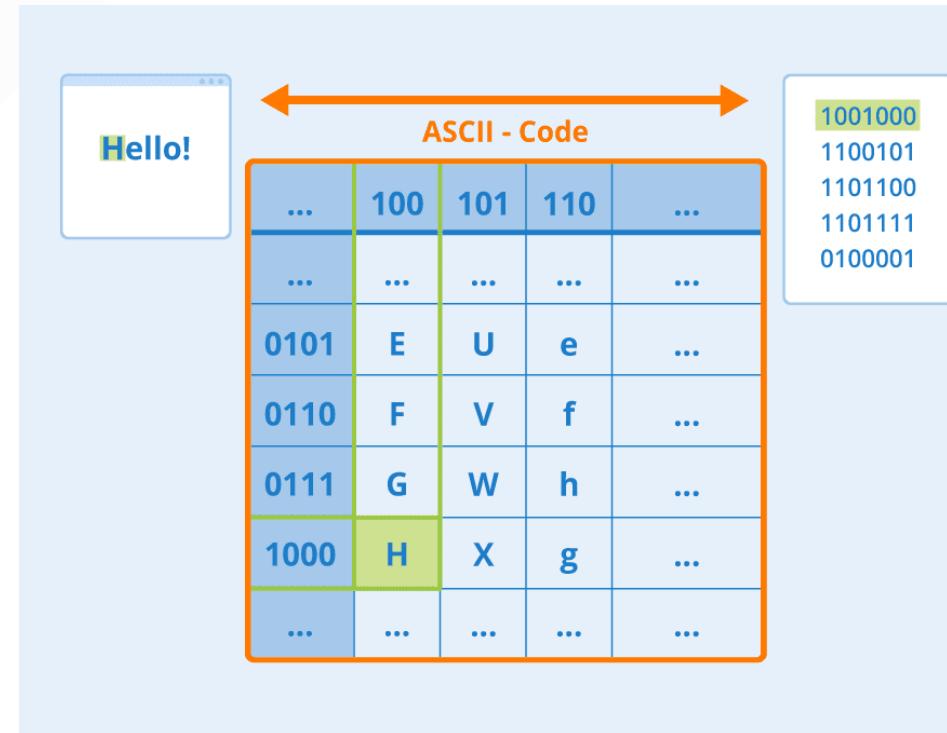
- Molt útil però sense matís semàntic.
 - Ex: **gat** i **felí** són sinònims, però no tenen el mateix significat.
- Tots els sínonims no seran útils en tots els contextos.
 - Ex: **cabró** és un sinònim de **roïn**, però no sempre es poden intercanviar.
- Actualitzar la base de dades és un procés **manual, costós** i **subjectiu**.
 - Ex: **the shit** és un sinònim de **the best** en anglès que no apareix en WordNet.
- Les solucions modernes es basen en les representacions del text.

Representacions del text (I)

- Els ordinadors necessiten representar el text com a dades numèriques.
- Necessitarem un **vocabulari** que relacioni les unitats de text amb els números.
- Quina unitat de text triem per a representar el text i com ho fem?.
- Aquestes decisions determinaran la **complexitat** del model, el tamany del **vocabulari** i la **precisió** del model.
- Els models de representació del text són **molt importants** en el processament del llenguatge natural.
- A continuació veurem algunes de les tècniques més utilitzades.

Representació de caràcters

- Cada caràcter es representa per un número.
 - El diccionari serà molt petit (en el cas de l'ASCII, 128 caràcters).
 - El model ha de ser molt complex, ja que ha d'aprendre a combinar els caràcters per a formar paraules.
 - Exemple: "AND" es pot representar com a [65, 78, 68]



Representació de paraules

- Cada paraula és representada per un número.
 - El diccionari serà molt gran, ja que cada paraula serà una entrada en el diccionari.
 - El model serà més senzill, ja que les paraules són unitats semàntiques.
 - Exemple: Si el nostre vocabulari és
["gat", "gos", "cavall", "ocell", "peix"], llavors "gat" es pot representar com a 1 i "cavall" com a 3.

Representació de subparaules

- Cada subparaula és representada per un número.
 - El diccionari serà més petit que el de paraules, ja que les subparaules són unitats semàntiques.
 - El model serà més senzill, ja que les subparaules són unitats semàntiques.
 - Permet representar paraules rares i que no estan en el vocabulari.
 - Útil per a llengües amb moltes paraules compostes i derivades.

Tokens i tokenització (I)

- Independentment de l'enfocament, el text s'ha de **dividir** en **tokens**.
 - Ex: "New York in winter" → ["New", "York", "in", "winter"]
- **Token**: unitat mínima de text que pot ser considerada com a una unitat semàntica.
 - Una paraula, subparaula, signe de puntuació, número, etc; qualsevol unitat que es triï com a unitat mínima.
- **Tokenització**: procés de dividir un text en tokens i que facilita el tractament i comprensió del text.
 - És un procés **no trivial**. Depèn de la llengua i del domini.
 - Exemple: "New York" és un token o dos?

Tokens i tokenització (II)

- Qüestions a tindre en compte:
 - **Puntuació**: es considera un token o no?. Pot variar la interpretació del text.
 - **Majuscules/Minúscules**: es consideren tokens diferents o no?.
 - **Stopwords**: paraules que no aporten informació al text (articles, preposicions, etc.).
 - **Idioma i domini**: el procés de tokenització depèn de l'idioma i del domini del text.

Tokens i tokenització (III)

- N-grams: seqüències de n tokens consecutius.
- Algunes paraules tenen significat propi, però la seva combinació amb altres paraules també té un significat. Ex: "New York".
- Els n-grams permeten representar aquestes combinacions de paraules, augmentant el vocabulari amb les combinacions d'n-tokens que triem.
- Bigrams: seqüències de dos tokens consecutius, trigrams: seqüències de tres tokens consecutius, etc.
- Problema: augmenta molt el vocabulari i la complexitat del model.

Vectorització (I)

- Encara que els tokens son molt útils, presenten alguns problemes:
 - No són fàcils de manipular per a les màquines.
 - No són fàcils de comparar.
 - No permeten calcular la similitud entre paraules i textos.
- La **vectorització** és el procés de convertir un text en un vector numèric.
- Els vectors són més fàcils de manipular per a les màquines i de comparar.

Vectorització (II)

- Algunes tècniques de vectorització (embeddings):
 - **NNLM**: model basat en xarxes neuronals. El nombre de dimensions és fixe.
 - **Word2Vec**: cada paraula és un vector en un espai semàntic. El nombre de dimensions és fixe.
 - **FastText**: creat per Facebook. Similar a Word2Vec, però permet representar paraules rares i que no estan en el vocabulari.
 - **GloVe**: model basat en NNLM i Word2Vec.

Word2Vec

- Es basa en la idea que les paraules amb significats similars apareixen en contextos similars.
 - "You shall know a word by the company it keeps" (J.R. Firth, 1957).
- Quan una paraula **p** apareix en un text, les paraules properes a **p** són el seu **context**.
- Els diferents contextos de **p** defineixen el significat de **p**.

*...government debt problems turning into **banking** crises as happened in 2009...*

*...saying that Europe needs unified **banking** regulation to replace the hodgepodge...*

*...India has just given its **banking** system a shot in the arm...*



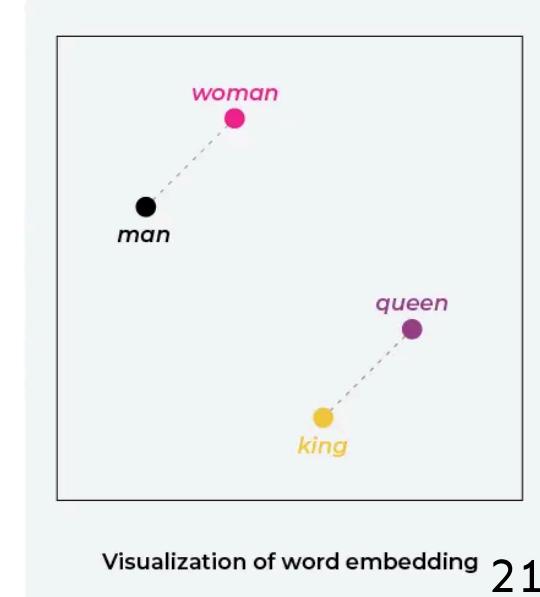
These **context words** will represent **banking**

Word2Vec (II)

- Per cada paraula obtenim un vector **dens** i de **longitud fixa**.
- Cada dimensió del vector representa un **aspecte semàtic** de la paraula.
- Representen la seva **posició** en un espai semàtic n-dimensional.
- Els vectors de paraules amb contextos semblants estaran propers en l'espai semàtic.

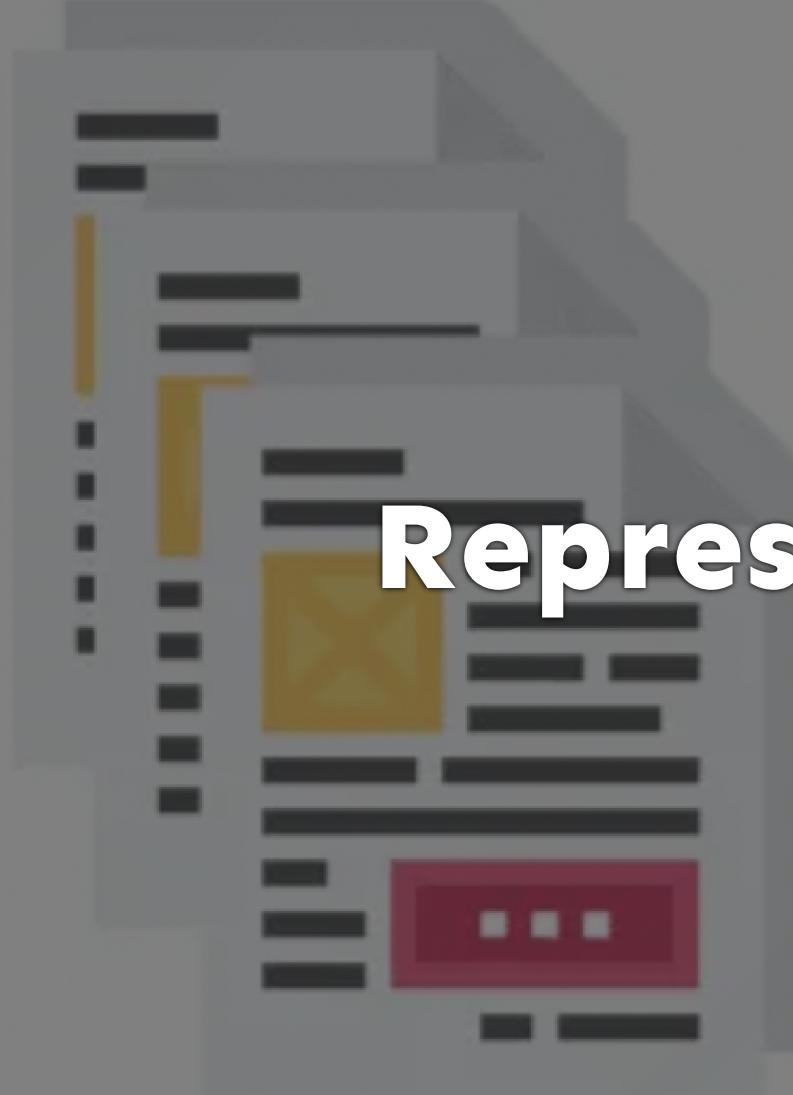
“ Facilita calcular la similitud entre paraules. ”

	living	being	feline	human	gender	royalty	verb	plural
man →	0.6	-0.2	0.8	0.9	-0.1	-0.9	-0.7	
woman →	0.7	0.3	0.8	-0.7	0.1	-0.5	-0.4	
king →	0.5	-0.4	0.7	0.8	0.9	-0.7	-0.6	
queen →	0.8	-0.1	0.8	-0.9	0.8	-0.5	-0.9	
word								



Word2Vec (III)

- Els vectors de parales també s'anomenen **embeddings** o **representacions de xarxa**.
- **FastText** és una variant de **Word2Vec** que utilitza subparaules.
 - Permet representar paraules rares i que no estan en el vocabulari.
 - Útil per a llengües amb moltes paraules compostes i derivades.
- Els *embeddings* generats poden ser utilitzats en una gran varietat de tasques, com pot ser la classificació de textos, anàlisi de sentiments, etc.
- Són models que necessiten un entrenament previ amb totes les paraules del vocabulari. A continuació veurem un exemple.



Representació de textos



Important word 1

Important word 1

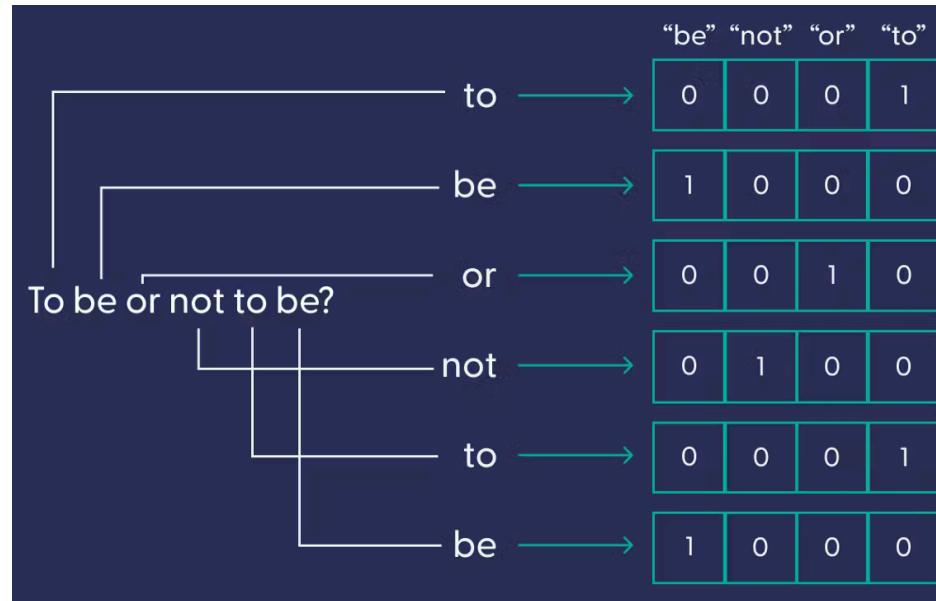
Important word 1

Representació de textos

- Fins ara hem vist com representar paraules, veurem com representar textos, per poder veure les relacions entre les paraules que el formen.
- Algunes de les tècniques utilitzades són:
 - **One-hot encoding**: cada token → una dimensió; valor → 1 si el token està i 0 si no.
 - **Bag of Words**: model basat en freqüències. El valor de cada cel·la son les aparicions del token en el document. Simple i molt utilitzat.
 - **TF-IDF**: model basat en freqüències i inversa de freqüències
 - **Word Embeddings**. Vectorització de paraules amb *Word2Vec*, *FastText*, etc

One-hot encoding

- El model **one-hot encoding** és un model basat en tokens.
- Els vectors generats són **dispersos** i **grans**, ja que cada token és una dimensió.
- Cada token és una dimensió i el valor de cada cel·la és 1 si el token està i 0 si no.
- Els vectors generats són **independents** de la semàntica.
- No facilita calcular la similitud entre paraules i textos.



Bag of Words (BoW)

- El model **BoW** és un model basat en freqüències.
- Es pot entendre com una suma dels vectors one-hot.
- Els vectors generats són **independents** de la semàntica.
- El nombre del token es pot entendre com a **ordre** i en molts casos no és així. Aquesta discrepància pot afectar a la qualitat del model.

Raw Text

it is a puppy and it
is extremely cute

Bag-of-words
vector

it	2
they	0
puppy	1
and	1
cat	0
aardvark	0
cute	1
extremely	1
...	...

TF-IDF

- El model **TF-IDF** és un model basat en freqüències i inversa de freqüències.
- Semblant al model **BoW**, però té en compte la freqüència del token en el document i en el conjunt de documents.
- El valor de cada cel·la és el producte de la freqüència del token en el document i la inversa de la freqüència del token en el conjunt de documents.
- Dona més importància als tokens que apareixen en pocs documents. Raó: els tokens que apareixen en molts documents no solen aportar informació rellevant.

Word Embeddings

- Els *embeddings* generats per Word2Vec són vectors de n dimensions.
- Els vectors generats són **denses**, de **longitud fixa** i amb **sentit semàtic**.
- Per a representar un **text** pot utilitzar-se la mitjana dels *embeddings* de les paraules que el formen, el màxim, la suma, etc.

Generació de *embeddings* amb Word2Vec i la llibreria Gensim

```
from gensim.models import Word2Vec

sentences = [
    ["Gavi", "company", "Pedri"],
    ["Xavi", "entrena", "Barça"],
    ["Gavi", "juga", "Barça"],
    ["Gavi", "chuta"],
    ["Kepa", "para"],
    ["Xavi", "entrena"],
]
model = Word2Vec(sentences, min_count=1)
```

Visualització dels *embeddings*

```
gavi = model.wv["Gavi"]
print(gavi)
```

```
[  
 -0.00536227  0.00236431  0.0510335   0.09009273  
          - 0.0930295 - 0.07116809  0.06458873  0.08972988  
          - 0.05015428 - 0.03763372  
]
```

Busquem paraules similars

```
model.wv.most_similar("Gavi")
```

```
[('Barça', 0.5436005592346191),  
 ('Pedri', 0.3792896568775177),  
 ('entrena', 0.3004249036312103),  
 ('Xavi', 0.10494352877140045),  
 ('juga', -0.1311161071062088),  
 ('chuta', -0.1897382140159607),  
 ('para', -0.22418655455112457),  
 ('Kepa', -0.2726020812988281),  
 ('company', -0.7287455797195435)]
```

Similitud del cosinus

- Els *embeddings* generats per Word2Vec són vectors de n dimensions.
- Per a calcular la similitud entre dos vectors s'utilitza la **similitud del cosinus**.
- El resultat és un valor entre -1 i 1.
 - -1: vectors oposats.
 - 0: vectors ortogonals.
 - 1: vectors iguals.
- Aquesta mesura és molt utilitzada en el processament del llenguatge natural.

Conversió de text a veu i veu a text

Reconeixement de veu i transcripció automàtica

- La **síntesi de veu** i la **transcripció automàtica** són tasques de **processament del llenguatge natural**.
 - La síntesi de veu és el procés de **convertir un arxiu de text en un arxiu d'àudio**.
 - La transcripció automàtica és el procés de **convertir un arxiu d'àudio en un arxiu de text**.
- Ambdues són unes tècniques molt importants en el processament del llenguatge natural; encara que no soLEN estar en primer pla.
- En aquest apartat veurem com funcionen aquestes tècniques.

Síntesi de veu

- La **síntesi de veu** és el procés de **convertir un arxiu de text en un arxiu d'àudio**.
- Aquesta tecnologia ha millorat molt en els últims anys, gràcies als models de llenguatge i a les xarxes neuronals.
- Hi ha diversos enfocaments, a continuació veurem els més importants.



Síntesi de veu: concatenació de sons

- Es basa en la grabació de **sons** i la seva **concatenació** per a formar paraules i frases.
- Es busquen els sons més adaptats al context i es combinen de manera que soni el més natural possible.
- Requereix una gran quantitat de dades i dificulta adaptar-se a contextos nous.

Síntesi de veu: síntesi basada en formants

- Els **formants** són les **frequencies** de les cordes vocàliques.
- S'ajusten els formants per representar els diferents sons i es combinen per a formar paraules i frases.
- La síntesi de formants permet obtindre veus clares i precises.
- Requereixen menys dades que la síntesi per concatenació de sons, tenen, però menys naturalitat i expressivitat.

Síntesi de veu: síntesi basada en unitats

- Es basa en la **síntesi d'unitats** més petites que les paraules, com ara **fonemes** o **diftongs**.
 - Aquestes unitats s'enmagatzemen en una base de dades i es combinen de forma dinàmica segons el text.
 - La síntesi de unitats permet obtenir veus més naturals i expressives.
 - Requereixen menys dades que la síntesi per concatenació de sons.

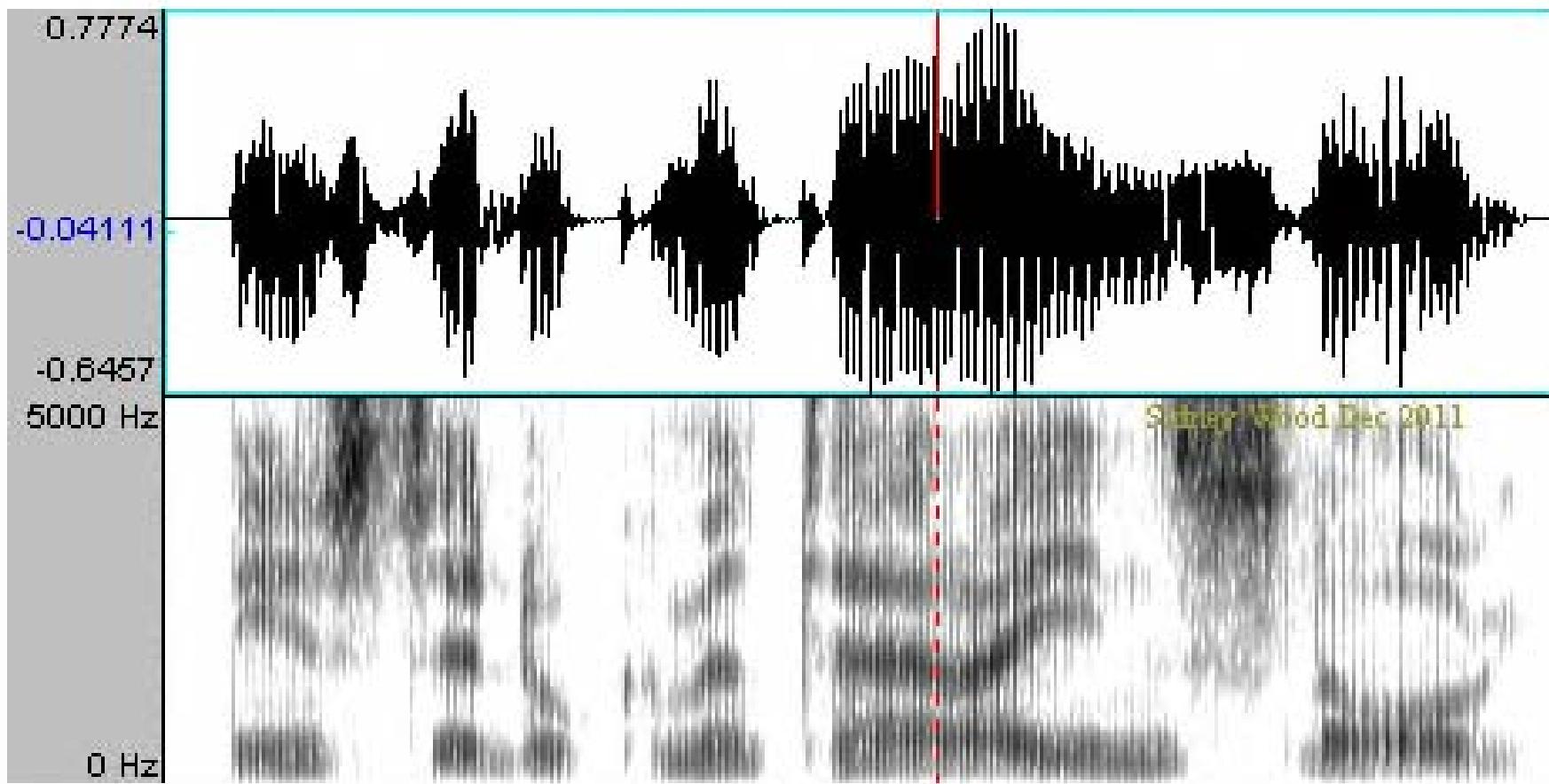
Síntesi de veu: basada en xarxes neuronals (I)

- Les xarxes neuronals són capaces de sintetitzar veus a partir de text.
- Aquestes xarxes s'entrenen amb grans quantitats de dades de veu i text i són capaces de sintetitzar veus molt naturals.
- S'utilitzen Xarxes Neural Recurrents (RNN) específiques, com ara les xarxes LSTM o GRU o models més moderns com ara les xarxes Transformer.
- Aquestes xarxes són capaces de sintetitzar veus molt naturals i expressives, sempre que tinguin suficients dades d'entrenament i suficient capacitat de procés.

Síntesi de veu: basada en xarxes neuronals (II)

- Aquests models es basen en els espectrogrames de les veus (representació de la veu en funció del temps i la freqüència).
- Funcionen en quatre etapes:
 - **Etapa de seqüència a seqüència:** el text es converteix en una seqüència de vectors.
 - **Etapa de seqüència a espectrograma:** els vectors es converteixen en espectrogrames.
 - **Etapa de síntesi:** els espectrogrames es converteixen en veu.
 - **Etapa de postprocessament:** es millora la qualitat de la veu.

/ 'fí ns d etdo k umen't è: r a i n , s l a: g /
[,fín:s d e ðo k:umen't h æ: r a i n: s l a: g]

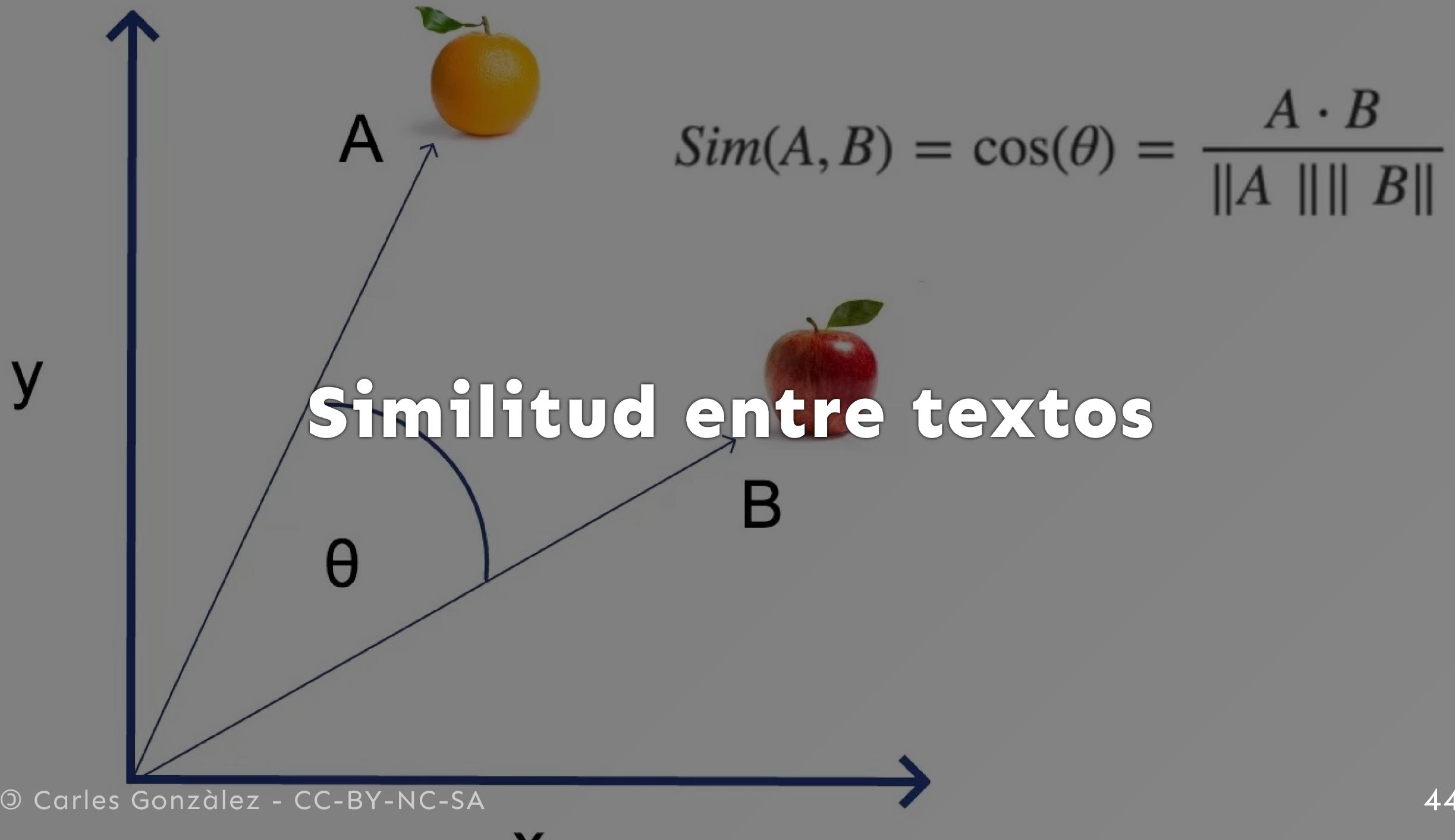


Transcripció automàtica

- En l'actualitat el **reconeixement de veu** és una tasca **molt madura**.
- Els assistents虚拟 com **Siri**, **Alexa** o **Google Assistant** són capaços de reconèixer veu amb una gran precisió.
- Si volem implementar un sistema de reconeixement de veu, podem utilitzar eines com **Google Cloud Speech-to-Text** o **IBM Watson Speech to Text**.
- Aquestes eines es basen en les matèries tècniques que hem vist per a la síntesi de veu.

Models de reconeixement de veu i transcripció automàtica

- Els models de reconeixement de veu i transcripció automàtica són models de **seqüència a seqüència**.
- Aquests models són capaços de convertir una seqüència d'entrada en una seqüència de sortida.
- Alguns dels models més importants són:
 - **Whisper**: model de reconeixement de veu de **OpenAI**.
 - **DeepSpeech**: model de reconeixement de veu de **Mozilla**.
 - **Hugging Face Speech2Text**: model de reconeixement de veu.
 - **Bark**: Model de generació de veu de **Suno Labs**.



Similitud entre textos

- La similitud entre textos és una mesura que indica com de semblants són dos textos.
- És una de les funcions més obvies del processament del llenguatge natural.
- El càlcul de la similitud entre textos, però, és una tasca **dificil**.
- Anem a veure algunes tècniques de les més utilitzades.

Técniques per a calcular la similitud entre textos (I)

- **Basades en regles:** Es basen en regles predefinides; fàcils d'implementar i útils per a casos senzills.
 - **Distància de Levenshtein:** És el nombre mínim d'operacions per a transformar una cadena en una altra.
 - **Distància de Hamming:** És el nombre de posicions en les quals dues cadenes de la mateixa longitud difereixen.
 - **Recompte de paraules:** És el nombre comú de paraules entre dos textos.
 - **Distància de Jaccard:** És el nombre de paraules comunes entre dos textos dividit pel nombre total de paraules dels dos textos.

Técniques per a calcular la similitud entre textos (II)

- **Basades en característiques sintàctiques:** Es basen en les característiques sintàctiques i gramaticals dels textos. Impliquen un procés de **parsejat** dels textos per analitzar la seva estructura sintàctica.
- **Basades en característiques semàntiques:** Es basen en les característiques semàntiques dels textos. Aquí models com Word2Vec són molt útils, al permetre representar el significat contextual de les paraules.
 - **Word Mover's Distance:** Mesura la distància entre dos textos com la distància entre els vectors de les paraules dels dos textos.
 - **Similitud del cosinus:** Utilitza el cosinus de l'angle entre ells.

Técniques per a calcular la similitud entre textos (II)

- **Basades en l'aprenentatge automàtic:** Es basen en l'aprenentatge automàtic per a calcular la similitud entre textos.
 - **BERT i GPT:** Models de llenguatge basats en xarxes neuronals que pot ser utilitzat per a calcular la similitud entre textos.
 - **Universal Sentence Encoder:** Model específicament entrenat per al *transfer learning* (aprenentatge per a la transferència; utilitzar un model entrenat per a una tasca per a una altra).

Utilitats de la similitud entre textos

- **Correcció ortogràfica:** Per a corregir una paraula es busca la paraula més semblant.
- **Classificació de textos:** Per a classificar un text es busca el text més semblant.
- **Agrupació de textos:** Útil per a agrupar textos similars en clusters.
- **Búsqueda de resposta:** Per a trobar la resposta a una pregunta es busquen texts semblants a la pregunta.

Word Embeddings

- Les tècniques clàssiques d'NLP es basen en representacions no semàntiques com BoW o TF-IDF.
- Les modernes es basen en LLMs (Language Models) i Word Embeddings.
- Com ja hem vist, els *embeddings* generats per Word2Vec són vectors de n dimensions.
- Per a representar un text pot utilitzar-se la mitjana dels *embeddings* de les paraules que el formen.
- Els vectors generats són **denses**, de **longitud fixa** i amb **sentit semàtic**.
- Facilita calcular la similitud entre paraules i textos.

LLMs (Language Models)

- Els **LLMs** són models complexos basats en xarxes neuronals recurrents i l'arquitectura **Transformer**.
- Poden aprendre la semàntica del text i generar els seus propis *embeddings* utilitzant el mecanisme d'**atenció**.
- Demostren un gran rendiment en moltes tasques, com pot ser el càcul de la similitud entre textos.
- Són complexos i necessiten un entrenament previ amb un gran volum de dades.

Classificació de textos i anàlisi de sentiments

Anàlisi de sentiments

- L'anàlisi de sentiments és un tipus de classificació i una de les tasques més utilitzades en el processament del llenguatge natural.
- L'objectiu és determinar l'actitud d'un autor respecte a un tema o producte.
- Es basa en la **polaritat** del text, que pot ser **positiva**, **negativa** o **neutra**.
- També poden buscar-se emocions concretes, com pot ser **alegria**, **tristesa**, **ira**, etc.

Anàlisi subjectiva i objectiva

- L'anàlisi de sentiments pot ser **subjectiva** o **objectiva**.
- L'anàlisi subjectiva busca les **emocions i sentiments** de l'autor.
- L'anàlisi objectiva es basa en **fets i dades concretes**.
- Els dos tipus d'anàlisi són **complementaris** i poden utilitzar-se conjuntament.
- Ex: "*La pel·lícula té grans moments, però el final és molt trist*".
 - Anàlisi subjectiva: "*La pel·lícula és bona*".
 - Anàlisi objectiva: "*El final és trist*".

Preprocessament del text

- El **tractament** de textos facilita obtenir bons resultats en NLP.
- Permet reduïr la **dimensionalitat** dels textos, eliminar el soroll i capturar la semàntica.
- Algunes de les tècniques més utilitzades són:
 - **Tokenització**: vist anteriorment.
 - **Normalització**: convertir el text a un format estàndard.
 - **Eliminació de stopwords**: eliminar paraules que no aporten informació.
 - **Stemming i lematització**: convertir les paraules a forma base.
 - **Gestió de negacions i modalitats**: convertir a un format estàndard.

Preprocessament: tokenització

- Com ja hem vist, la tokenització és el procés de dividir un text en tokens.
- Els tokens poden ser paraules, subparagraphs, signes de puntuació, etc.
- Facilita una anàlisi més profund del text i extreure característiques rellevants.
- Ex: "El Barça està en crisi" →
["El", "Barça", "està", "en", "crisi"] .

Preprocessament: normalització

- La **normalització** implica el·liminar els elements que no aporten informació.
 - Nombres, signes de puntuació, etc.
- També implica convertir el text a un format estàndard, passant a minúscules i llevant espais innecessaris, per exemple.
 - Ex: "El Barça està en crisi! 😠" → "el Barça està en crisi".
- La normalització facilita la comparació entre textos i la detecció de paraules clau.

Preprocessament: eliminació d'stopwords

- Les **stopwords** són paraules que no aporten informació al text.
- Són paraules molt comunes en un idioma, com pot ser articles, preposicions, etc.
- Els textos després de processar-se amb stopwords són més fàcils de tractar i més ràpids de processar.
- Ex: "El Barça està en crisi" → `["Barça", "crisi"]`.

Preprocessament: stemming i lematització

- El **stemming** i la **lematització** són tècniques per a convertir les paraules a la seva forma base i facilitar l'agrupació de paraules relacionades.
- L'**stemming** és un procés heurístic basat en regles, mentre que la **lematització** és un procés basat en coneixements lingüístics.
 - Ex d'steming: "jugar", "jugaré", "jugarà" → "jug".
 - Ex de lematització: "jugar", "jugaré", "jugarà" → "jugar".
- El stemming és més ràpid, però la lematització és més precisa.

Preprocessament: negacions i modalitats

- Les **negacions i modalitats** poden canviar el significat d'una frase.
- Ex: "*El Barça no està en crisi*", "*El Barça pot estar en crisi*", "*Deuries anar a l'estadi*".
- Els models de NLP no poden interpretar aquestes frases sense un tractament previ.
- Necessitem tècniques específiques, com la detecció de **dobles negacions i la reassignació de polaritat**.

Enfocaments per a l'anàlisi de sentiments

- Com en totes les tasques de NLP, l'anàlisi de sentiments pot ser abordada amb diferents enfocaments.
- Els enfocaments més utilitzats són:
 - Basats en **regles**
 - Basats en **l'aprenentatge automàtic supervisat**
 - Basats en **l'aprenentatge automàtic no supervisat**

Enfocament basat en regles

- Els enfocaments basats en regles són els més senzills i ràpids.
- També s'anomenen **lexicon-based**.
- Es basen llistes de paraules per a determinar la polaritat del text.
- De cada paraula es busca la seva polaritat en el llistat i es fa una suma..
 - "*El Barça està en crisi*". "crisi" → **-1** → **negatiu**.
 - "*Me fa il·lusió anar a l'estadi*". "il·lusió" → **1** → **positiu**.
 - "*El partit va acabar en empata*". "empat" → **0** → **neutre**.

Enfocament basat en l'AA supervisat

- Els enfocaments basats en l'aprenentatge automàtic supervisat són alguns dels més utilitzats.
- Consisteixen en entrenar un model amb un conjunt de dades etiquetades amb la polaritat del text.
- El model identifica els patrons en el text que determinen la polaritat.
- Alguns dels models més utilitzats són: **Naive Bayes, Support Vector Machines, Random Forest, Xarxes neuronals**

Enfocament basat en l'AA no supervisat

- Els enfocaments basats en l'aprenentatge es basen en identificar patrons en el text sense necessitar etiquetes predefinides.
- Es poden utilitzar tècniques com la **clusterització** per a agrupar els textos en clusters segons la seva polaritat.
- Una vegada agrupats els textos, es poden etiquetar manualment els clusters.
- Aquestes tècniques són útils per a detectar patrons en el text i per a agrupar textos semblants (segons la distància entre textos).

Models per a l'anàlisi de sentiments

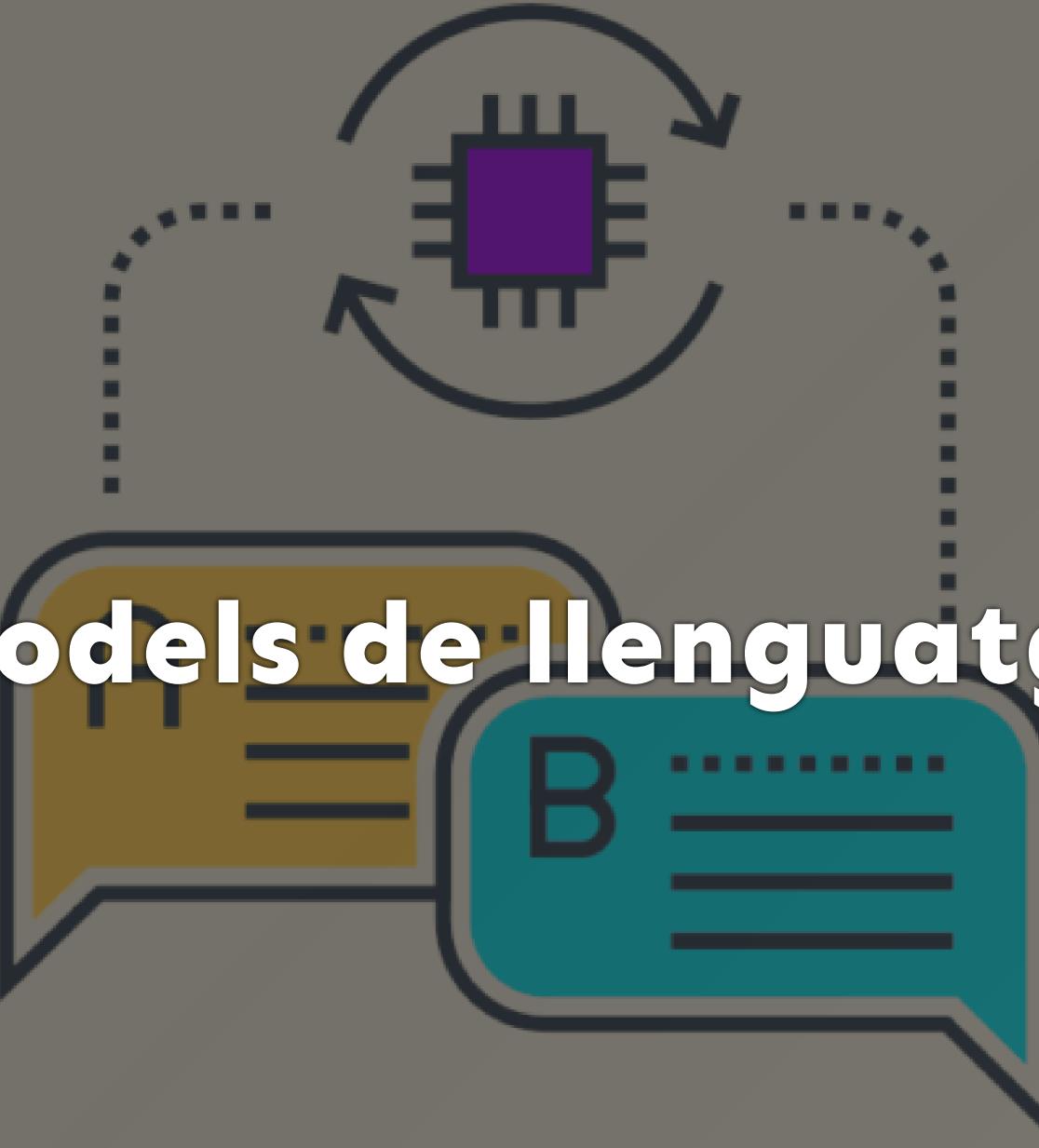
Alguns dels models més utilitzats per a l'anàlisi de sentiments són:

- **BOW** + clasificador: model basat en BoW i un classificador.
- **Embeddings** + clasificador: Word2Vec, FastText, etc.
- **VADER**: model basat en regles, molt utilitzat en anglès.
- **Transformers**: com ja hem vist, els transformers són models específics per a NLP molt potents. Un dels models més utilitzats és **BERT**, de quäl utilitzarem una implementació en la segona pràctica.

Xarxes neuronals per a l'anàlisi de sentiments

- Les xarxes neuronals són un dels models més utilitzats per a l'anàlisi de sentiments.
- Les xarxes neuronals són capaces d'aprendre els patrons en el text i de generar els seus propis *embeddings*.

Models de llenguatge



Models de llenguatge

- Fins ara hem vist com representar el text i com acomplir tasques com l'anàlisi de sentiments.
- Hem comentat que els models de llenguatge són eines molt potentes que poden ser utilitzades en moltes tasques.
- En aquesta secció veurem què són els models de llenguatge i com funcionen.
- També veurem alguns dels més utilitzats i les seves aplicacions.

Aplicacions dels models de llenguatge

- Són dels camps més actius i complexos de la IA.
- Són la base de moltes aplicacions de NLP, com pot ser:
 - **Traducció automàtica:** traduir un text d'un idioma a un altre.
 - **Reconeixement de veu:** transcriure un text a partir d'un arxiu d'àudio.
 - **Síntesi de veu:** generar un arxiu d'àudio a partir d'un text.
 - **Generació i resum de text:** generar textos a partir d'un context.
 - **Anàlisi de sentiments:** determinar la polaritat d'un text.
 - **Classificació de text:** classificar un text en una categoria.
 - **Generació de textos:** generar textos a partir d'un tema o un estil.

Definició

- Un **model de llenguatge** assigna una probabilitat a una seqüència de paraules.
 - Per tant, permet predir la següent paraula d'una seqüència.
 - Ex: "El barça està en ___" → [{crisi: 0.8}, {forma: 0.1}, {casa: 0.1}]
- Es basen en la idea que les paraules d'una seqüència no són independents, sinó que depenen de les paraules anteriors.
- Permeten calcular la "**validesa**" d'una seqüència de paraules.
 - No és el mateix que la **correcció** d'una seqüència de paraules.
 - Intentem modelar el llenguatge humà, amb els seus **matisos i ambigüitats**.

Història: Models basats en regles

- Els models de llenguatge són un dels camps més antics del processament del llenguatge natural.
- Es basen en regles gramaticals i lingüístiques per definir les característiques del llenguatge.
- Les regles estan definides per experts i són difícils de modificar.
- No són flexibles i no poden adaptar-se a nous contextos.
- Ex: Gramàtica de Chomsky, Gramàtica de Montague, etc.

Història: Models estocàstics

- Els models basats en regles van ser substituïts pels basats en **estadístiques**, més flexibles i que modelen millor el llenguatge. Els models de Markov van ser els primers en tindre resultats acceptables.
- Es basen en la idea que les paraules d'una seqüència no són independents, sinó que depenen de les paraules anteriors. Exemples:
 - **N-gram**: modela cada paraula en funció de les n paraules anteriors. (uni, bi, tri, etc).
 - **Skip-gram**: modela cada paraula en funció de les n paraules anteriors i posteriors.
 - **Syntax-based**: es basen en l'estructura sintàctica de les frases i no en la seva seqüència.

Història: RNN

- Els models basats en estadístiques van ser substituïts per models basats en **xarxes neuronals**.
- Els primers models d'aquest tipus van ser els **RNN** (xarxes neuronals recurrents).
 - A diferència de les xarxes neuronals tradicionals, les RNN tenen **memòria**.
 - L'entrada d'una neurona pot anar determinada per la sortida d'ella mateixa.
 - Permeten processar seqüències de longitud variable.
 - Els models de llenguatge basats en RNN van ser els primers en obtenir resultats acceptables.

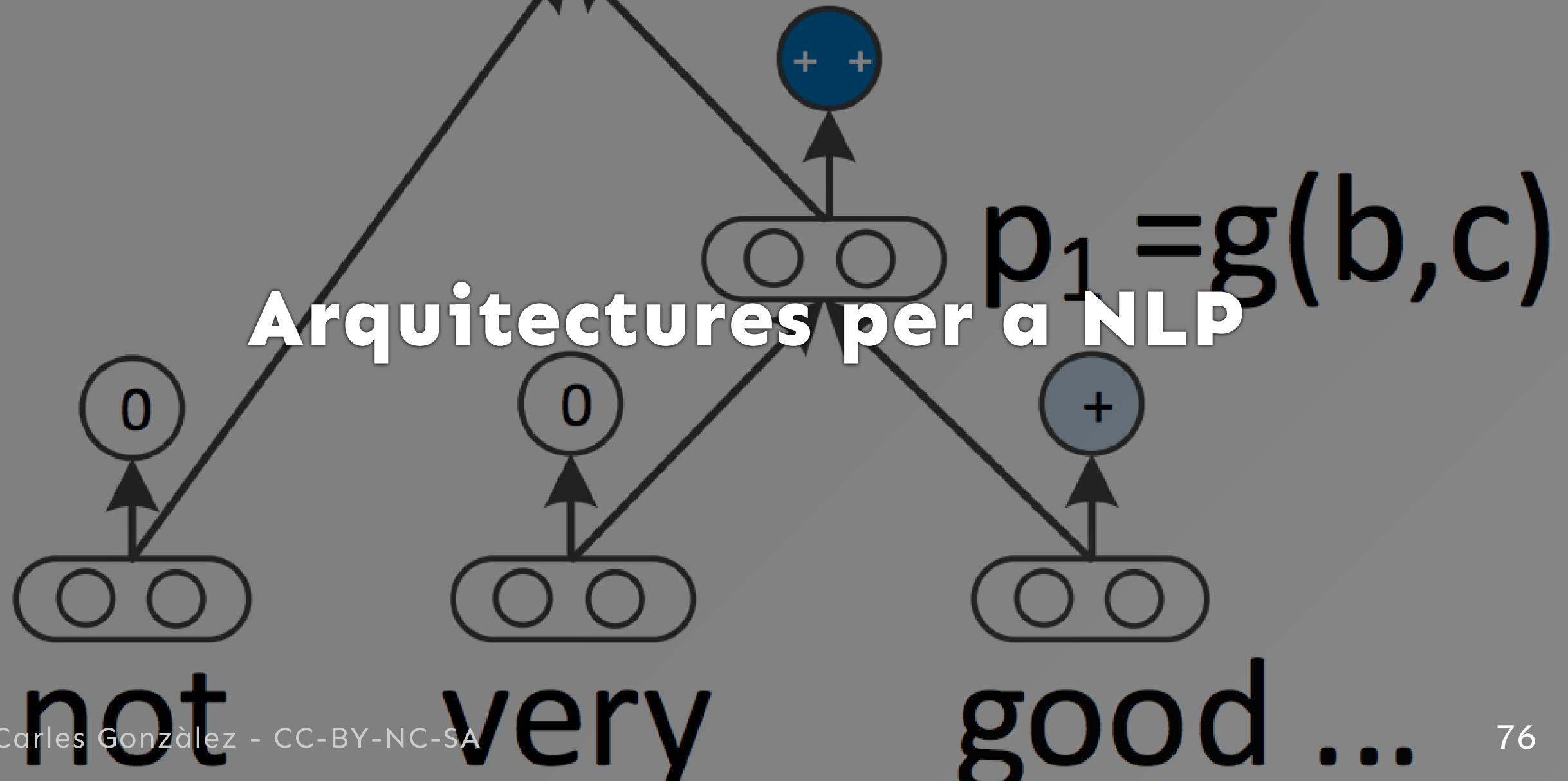
Història: LLM

- Els models basats en RNN van ser substituïts per models basats en **transformers**.
- Els transformers són models basats en xarxes neuronals que utilitzen el mecanisme d'**atenció**.
 - Són més potents que les RNN i permeten obtenir resultats molt millors.
 - Són els models més utilitzats en l'actualitat.
 - Necessiten un entrenament previ amb un **gran** volum de dades (*corpus*)
 - Mostren la capacitat d'entendre el context, la semàntica i la sintàxis del text.

Història: LLM (II)

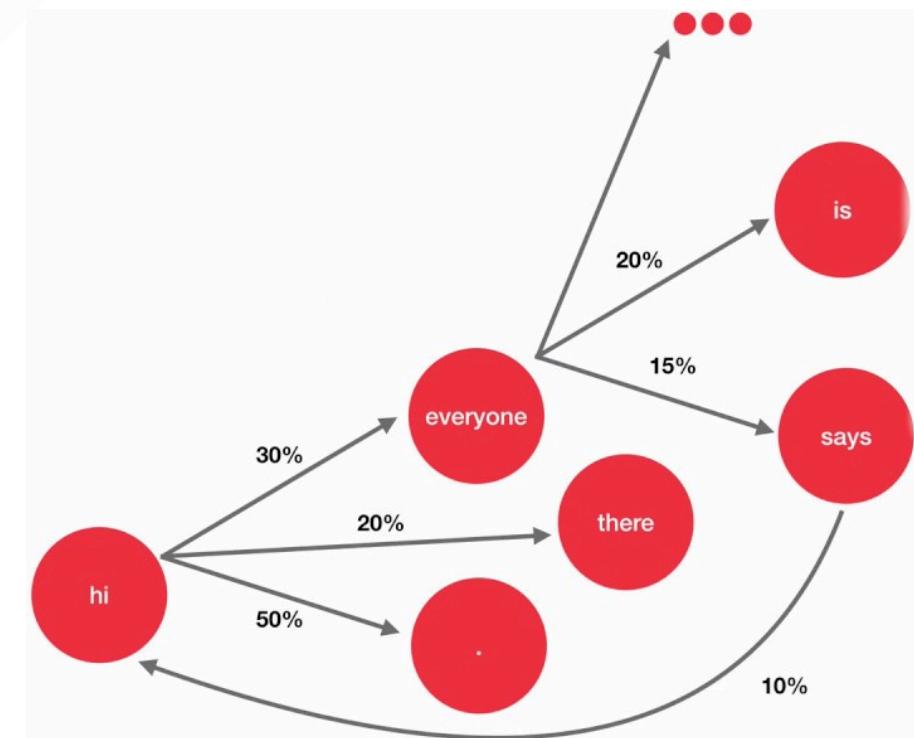
- El mecanisme d'atenció és un mecanisme que permet a les xarxes neuronals aprendre a **centrar-se** en les parts importants de les seves entrades.
- És un mecanisme que imita el comportament humà.
- Podem entendre'l com una **capa** que s'afegeix a una xarxa neuronal.
- Els transformers són models basats en xarxes neuronals que utilitzen una variant del mecanisme d'atenció anomenada **self-attention**.

$$p_2 = g(a, p_1)$$



Cadenes de Markov

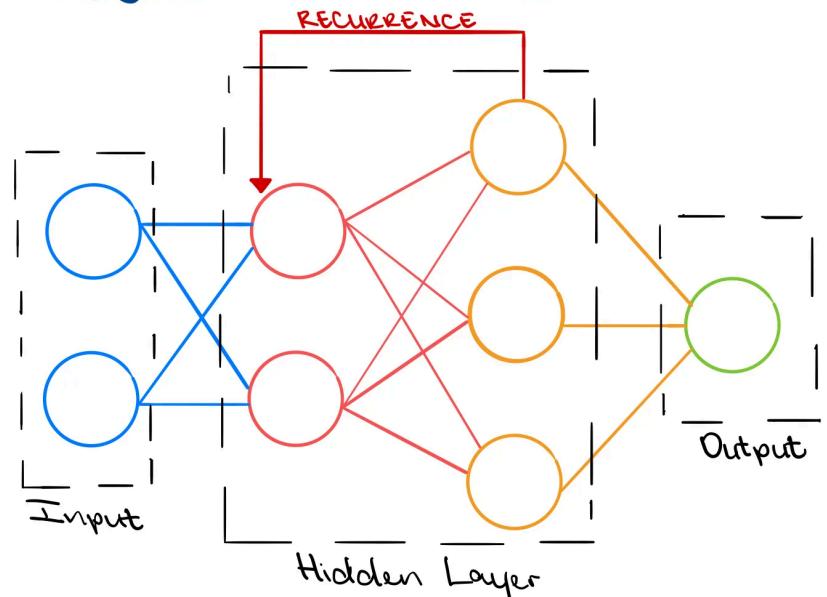
- Els **models ocults de Markov** (HMM) són models estocàstics que permeten modelar seqüències de paraules.
- Es basen en la idea que les paraules d'una seqüència no són independents, sinó que depenen de les paraules anteriors.
- Els HMM són capaços de modelar la probabilitat de transició entre paraules.
- El seu principal desavantatge és que no poden modelar dependències a llarg termini.



Xarxes neuronals recurrents (RNN)

- Com ja hem parlat, les xarxes neuronals recurrents (RNN) són xarxes neuronals que poden processar seqüències de longitud variable de forma eficient.
- En aquesta secció veuren en més detall com funcionen les RNN i com són utilitzades en NLP.

RECURRENT
NEURAL NETWORKS



Memòria

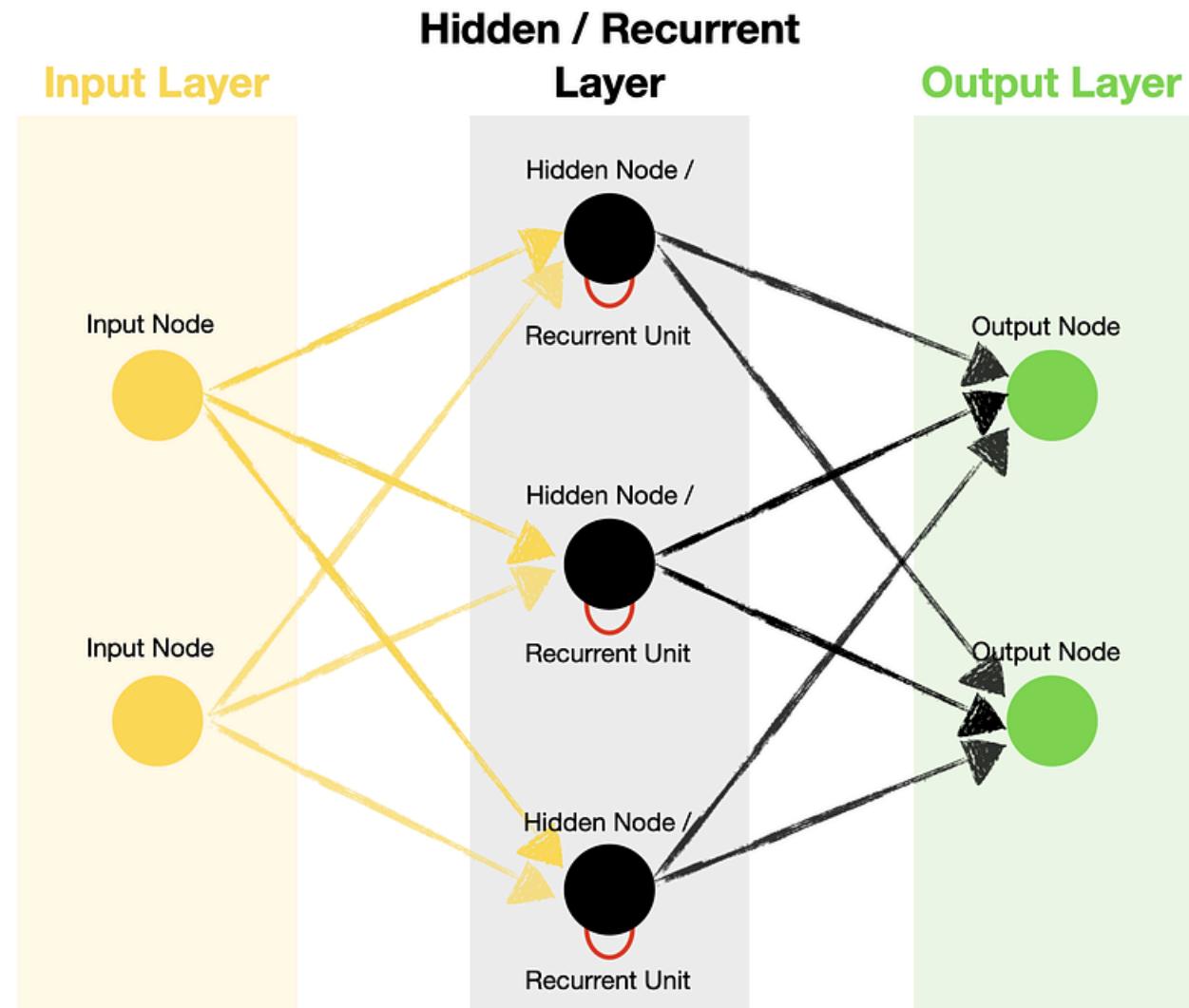
- La principal característica de les RNN és que tenen **memòria**.
- Com s'aconsegueix aquesta memòria?
 - La sortida d'una neurona pot anar determinada per la **sortida d'ella mateixa**.
 - Aixó permet que la informació puga processar-se en una mateixa capa, sense necessitat de capa addicional.
 - Apareix un nou problema: el **desvaiement del gradient**. Quina informació es manté i quina no?
 - Per aixó han anat diferents arquitectures al llarg del temps.

Xarxes Recurrents Tradicionals (I)

- La sortida d'una neurona pot anar determinada per la sortida d'ella mateixa.
- Cada neurona té dues entrades: el **valor actual** i el **valor anterior**.
- Aquesta memòria és inherentment de curta durada.
- Per facilitar la comprensió es solen mostrar de forma **desplegada**, com veurem a continuació.
- Són una millora respecte als models ocults de Markov, però molt vulnerables als problemes de desvaiement del gradient.

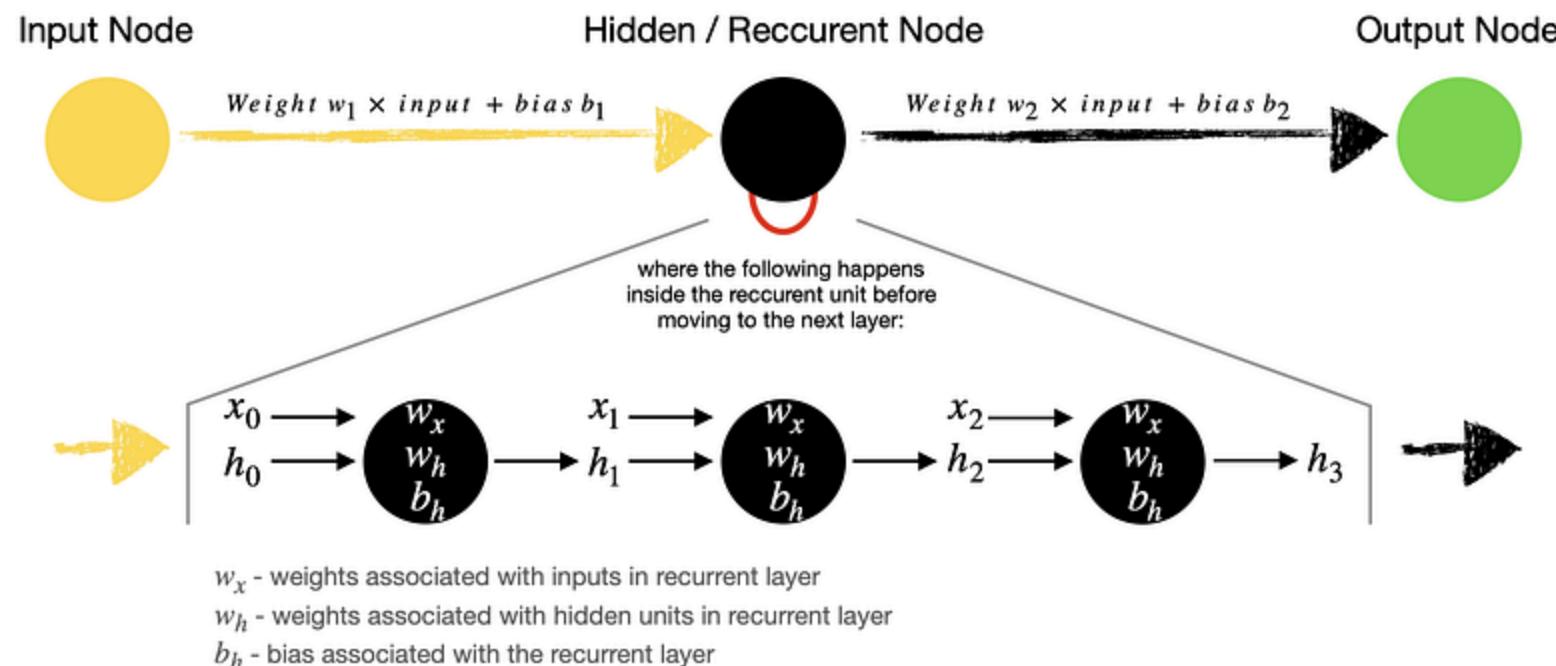
Xarxes Recurrents Tradicionals (II)

- En el cas de les RNN, la memòria es manté en la capa oculta.
- En el següent esquema podem veure com es representa una RNN sense desplegar.



Xarxes Recurrents Tradicionals (III)

- En l'esquema es representen tres passos de temps.
- Solament tenim un node d'entrada, però al necessitar tres passos de temps, necessitem passar tres valors d'entrada.
- Els valors a entrenar en les neurones recurrents són tres: pes de la entrada, pes de la entrada recurrent i el biaix.



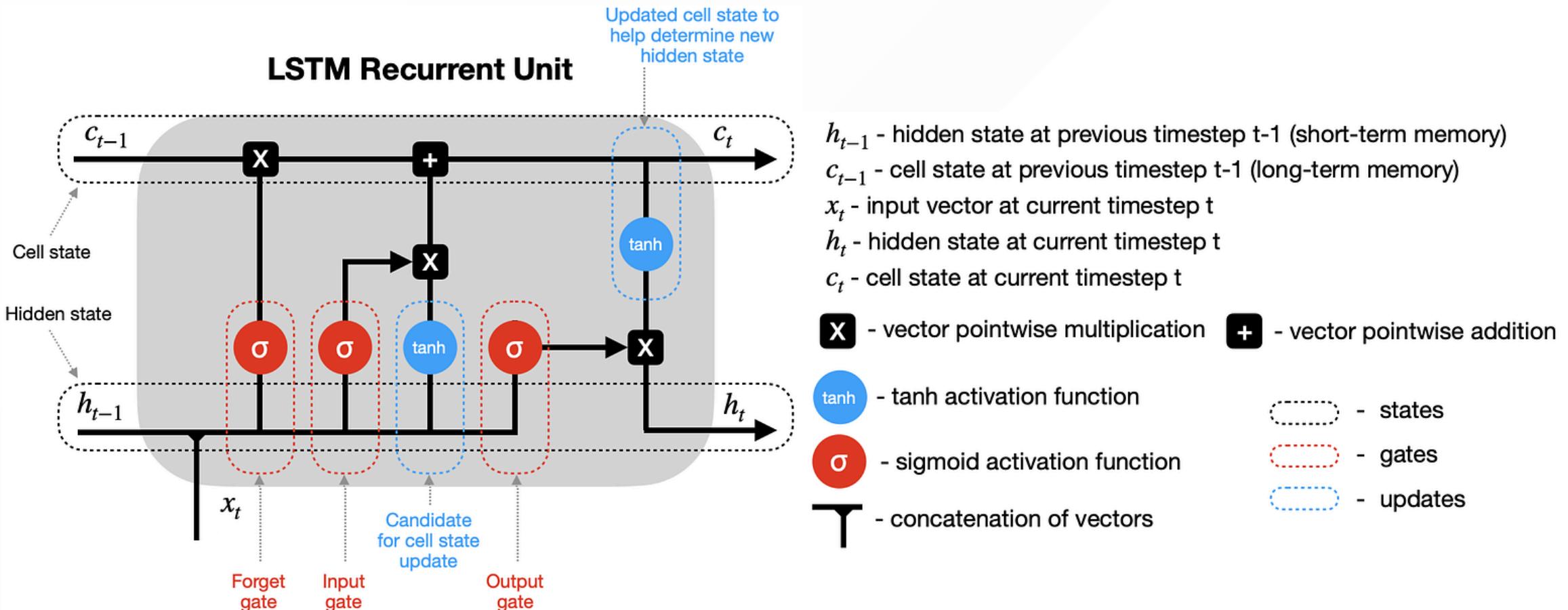
LSTM (Long Short-Term Memory) (I)

- Les **LSTM** són una millora de les RNN tradicionals implementant una **memòria a llarg termini**.
- Tenen una **memòria interna** que pot ser mantinguda, **modificada o eliminada** segons les necessitats.
- **Millora el desvaiement del gradient a costa de ser més complexa i costosa** de processar.
- Cada cel·la LSTM equival a quatre capes en una RNN tradicional.

LSTM (Long Short-Term Memory) (II)

- L'estat intern de la cel·la es gestiona utilitzant les **portes**.
- Les LSTM tenen tres portes:
 - **Porta d'oblit:** Si s'activa la cel·la oblidarà la informació anterior.
 - **Porta d'entrada:** Si s'activa la cel·la afegirà nova informació.
 - **Porta de sortida:** Si s'activa la cel·la generarà la sortida.
- Aquestes portes permeten a la LSTM mantenir la informació important i descartar la que no ho és.

LSTM (Long Short-Term Memory) (III)



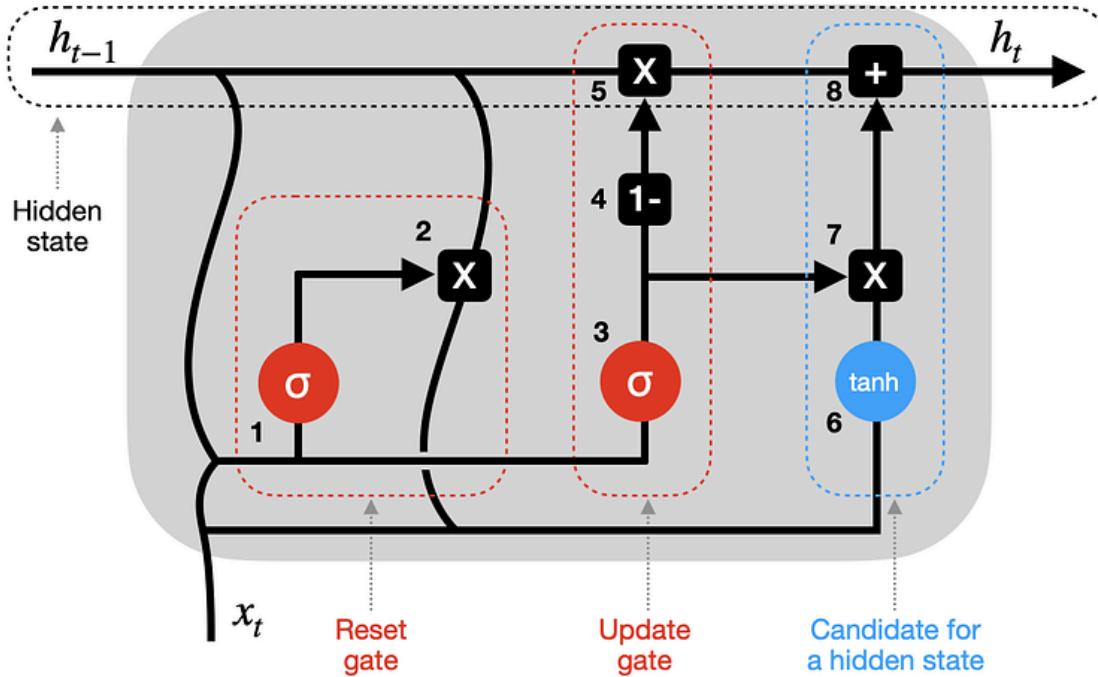
GRU (Gated Recurrent Unit)

- Les GRU són una altra millora de les RNN tradicionals implementant una memòria a llarg termini.
- No tenen una memòria interna com les LSTM, però són més senzilles i més ràpides de processar.
- Hi ha dues portes: porta d'actualització i porta de reinici. En conjunt determinen la quantitat d'informació que es manté i la que es descarta.
- Millora el desvaiament del gradient sense ser tan complexa com les LSTM.

GRU (Gated Recurrent Unit) (II)

- Les GRU tenen dues portes: **porta d'actualització** i **porta de reinici**.
- Si s'activa la porta de reinici la cel·la oblidarà la informació anterior.
- Si s'activa la porta d'actualització la sortida incorporarà nova informació.
 - Aquesta informació pot ser la mateixa que la anterior o una combinació de la nova i la anterior. El poder retenir la informació anterior és el que fa que les GRU no tinguin una memòria interna com les LSTM.
- L'efecte és semblant al de les LSTM, però amb menys

GRU (Gated Recurrent Unit) (III)



h_{t-1} - hidden state at previous timestep t-1 (memory)

x_t - input vector at current timestep t

h_t - hidden state at current timestep t

\times - vector pointwise multiplication

$+$ - vector pointwise addition

\tanh - tanh activation function

σ - sigmoid activation function

$\text{---} \text{---}$ - concatenation of vectors

- states

- gates

- updates



Transformers

Introducció

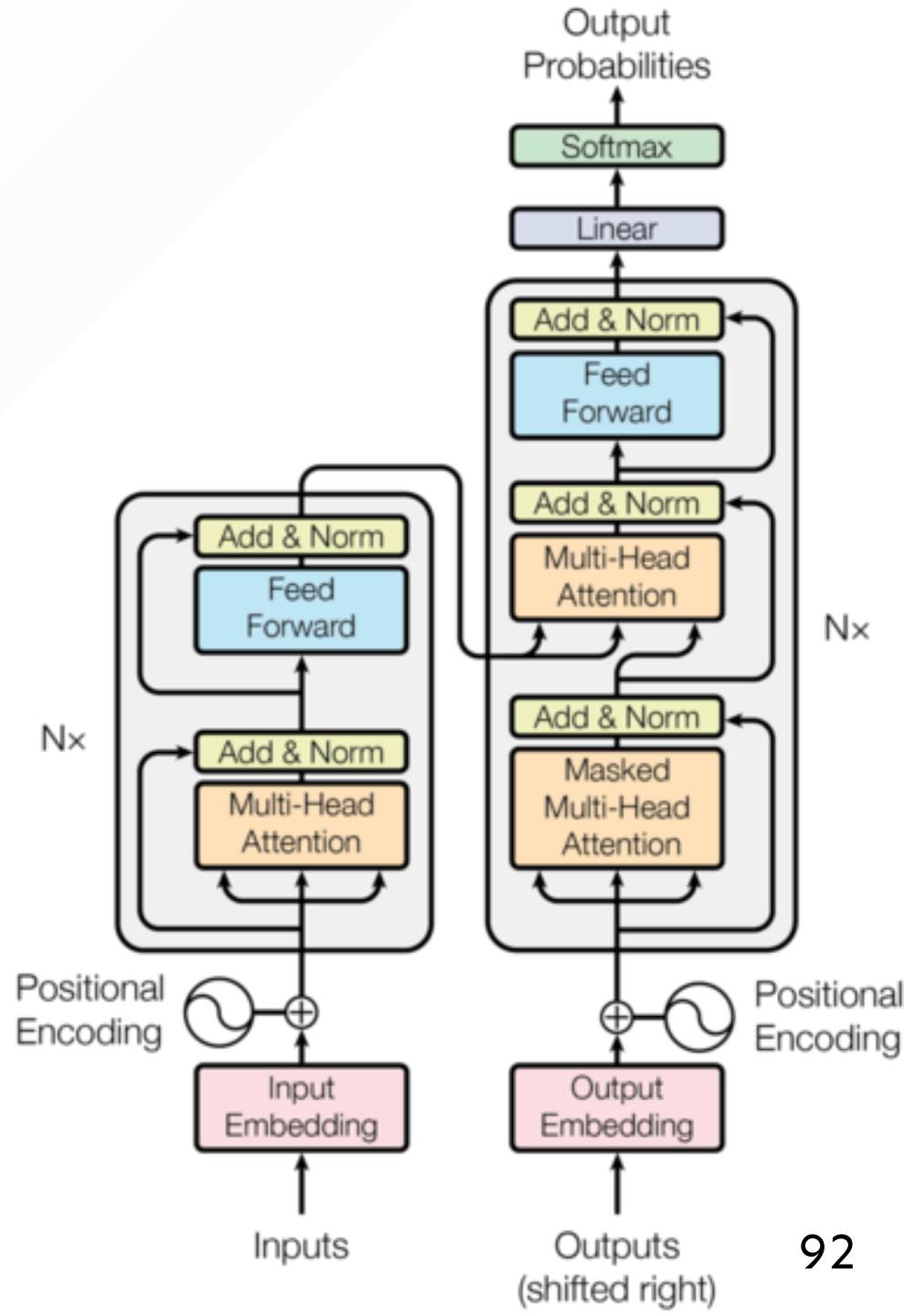
- Com ja hem comentat anteriorment, els **transformers** són models basats en xarxes neuronals que utilitzen el mecanisme d'**atenció**.
- Són els models més utilitzats en l'actualitat en el processament del llenguatge natural.
- La seva arquitectura innovadora permet obtenir resultats molt millors que els models anteriors i aprofitar el **parallelisme** i les **GPU**.
- Per la seva complexitat anem a veure'l's en més detall.

Oríge

- Els transformers van ser introduïts per **Vaswani et al.** en el 2017.
 - El paper original es titula "*Attention is All You Need*".
- Els transformers van ser dissenyats per a millorar el rendiment dels models de llenguatge.
- El seu primer ús va ser en la tasca de traducció automàtica.
- Va posar en primer pla el mecanisme d'atenció com a eina fonamental en el processament del llenguatge natural.

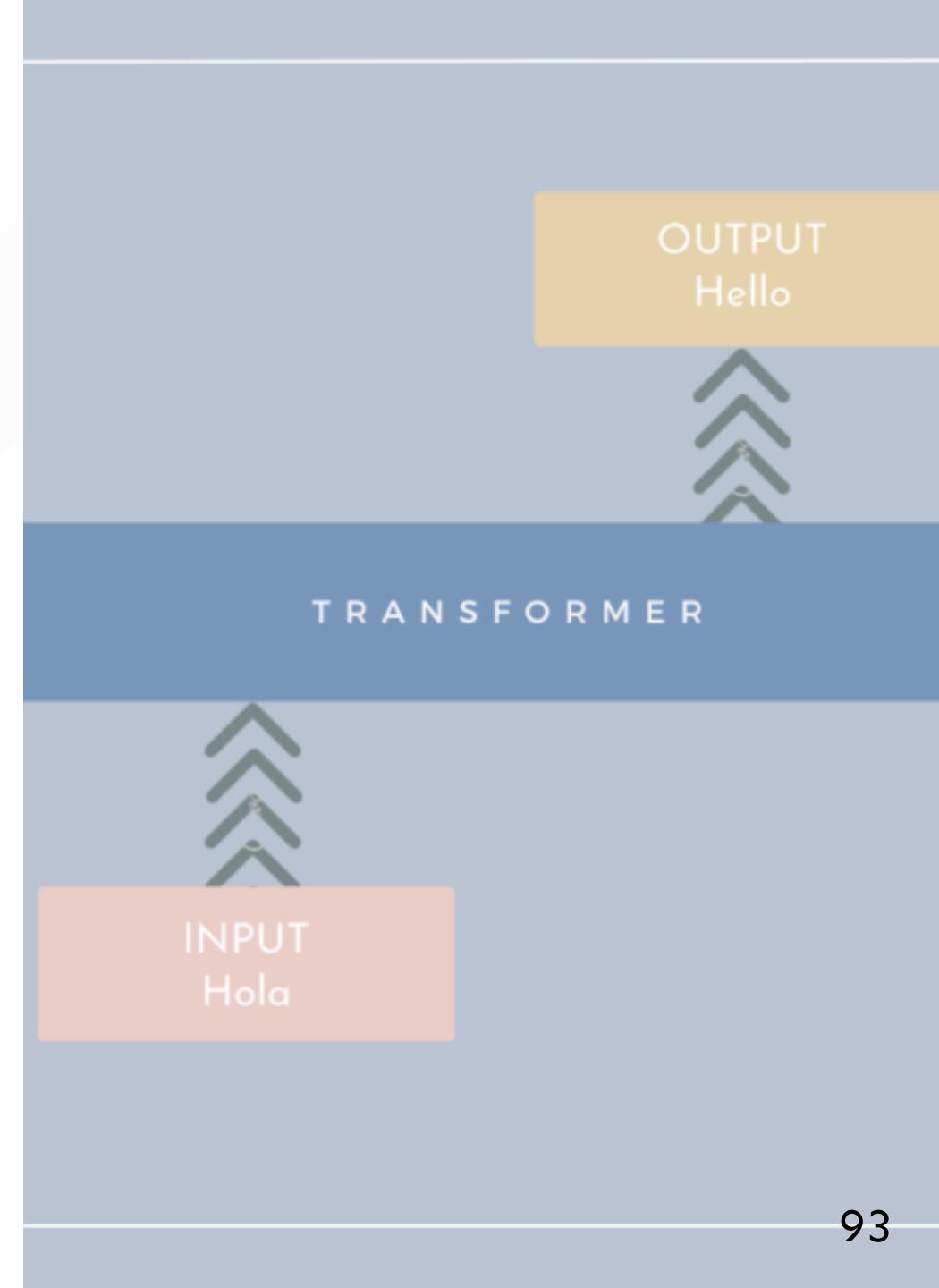
Arquitectura dels transformers (I)

- Els transformers són models moderns i molt complexos.
- Per contra, si veiem les seves parts per separat, és més fàcil entendre'l's.
- Anem a veure punt per punt les seves parts principals i com funcionen.



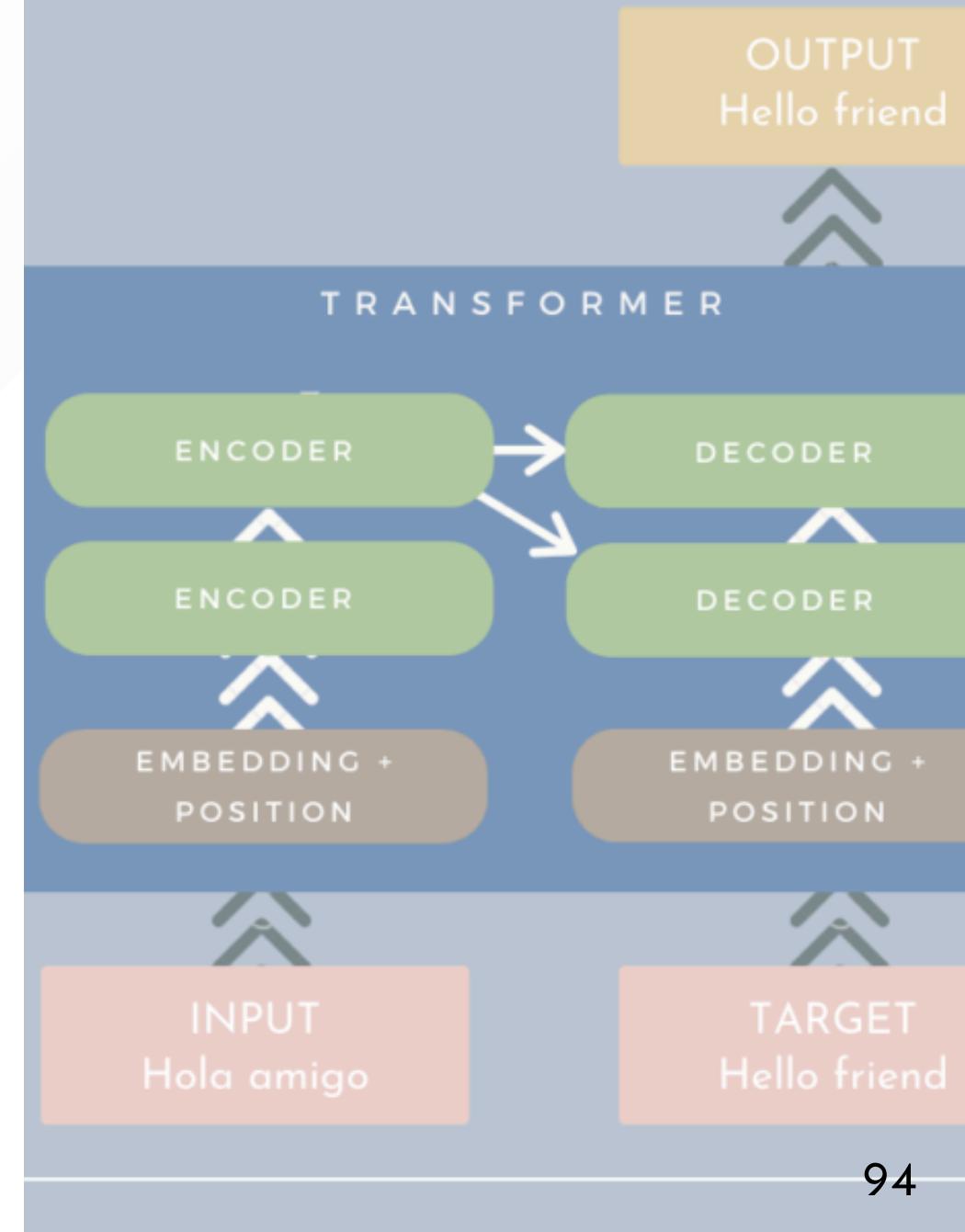
Arquitectura dels transformers (II)

- En un nivell superficial, els transformers funcionen com una caixa negra.
- Reben com a entrada un text i generen com a sortida un text.
- La seva complexitat rau en la seva arquitectura interna.
- Els transformers tenen *dos* parts principals: **encoders** i **decoders**.



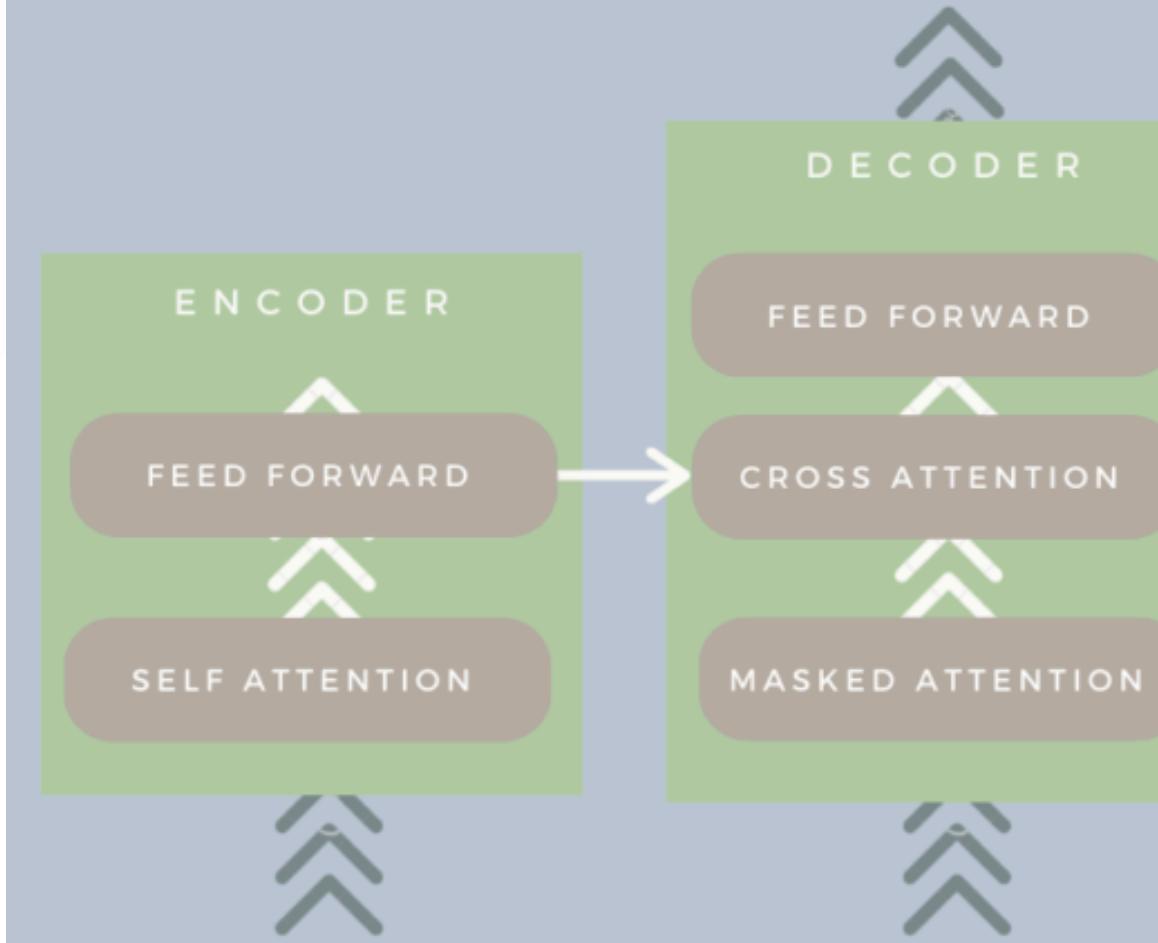
Arquitectura dels transformers (III)

- L'entrada passa per una sèrie de capes d'encoders.
- A continuació, la sortida dels encoders passa per una sèrie de capes de decoders.
- En el paper original: **6 capes d'encoders i 6 capes de decoders**.
- També podem passar un "**target**" com a entrada, **per entrenar**



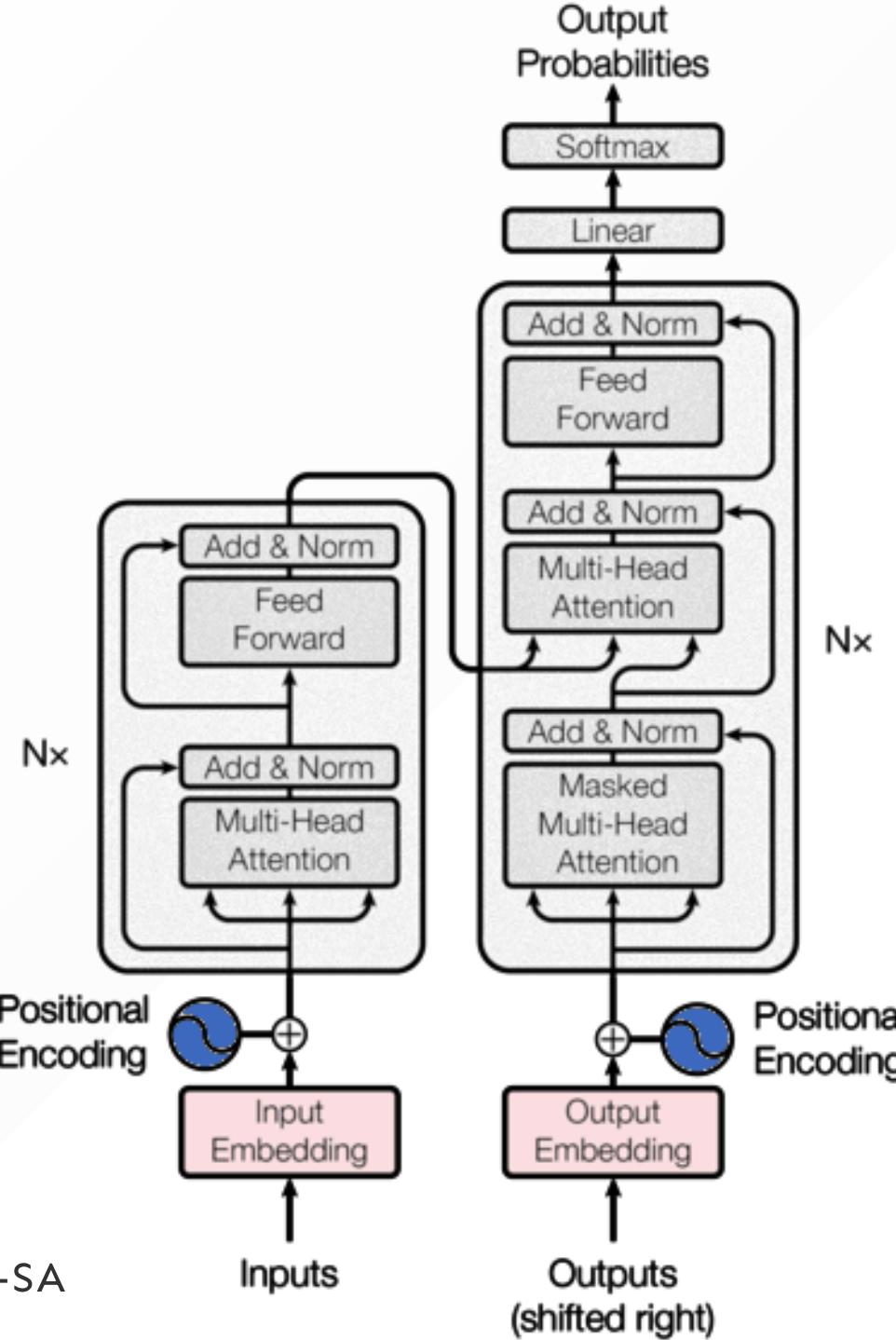
Encoders i decoders

- Els **encoders** i **decoders** són les parts principals dels transformers.
- A nivell intern son semblants i comparteixen moltes característiques.
 - Tenen en l'entrada una (o més) capa d'**atenció** i com a sortida una capa **feed-forward**.
- La diferència principal és que els **encoders** solament tenen una capa d'atenció, mentre que els **decoders** tenen dues.



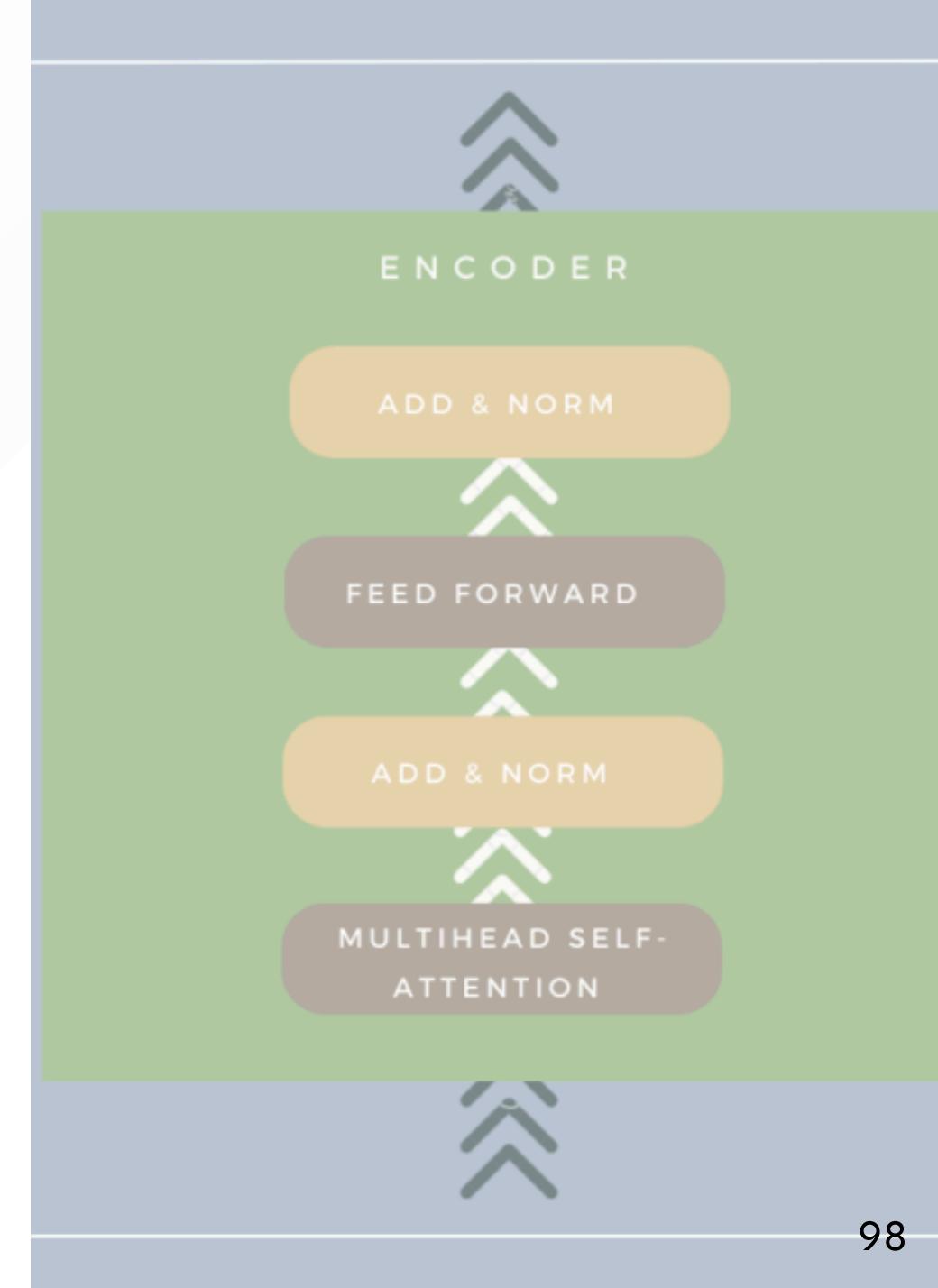
Embeddings i posicions

- Els transformers utilitzen **embeddings** per a representar les paraules (de 512 dimensions en el paper original).
- A més, utilitzen el **positional encoding** per a representar la posició de les paraules en la seqüència.
 - Básicament una funció sinusoidal que varia segons la posició de la paraula, per lo que el mateix vector en diferents posicions serà un poc different.
 - $$PE_{(pos,2i)} = \sin(pos/10000^{2i/d_{model}})$$
- Aquest encoding manté la informació de la posició de les paraules en la seqüència; al mateix temps que permet **enviar tots els tokens a la xarxa al mateix temps**.



Encoder

- Els **encoders** estan compostos per tres capes:
 - **Self-attention**: per a calcular la importància de cada paraula en la seqüència. A continuació veurem com funciona.
 - **Feed-forward**: per a processar la informació obtinguda de l'atenció.
 - **Normalization i connexions residuals**: per a evitar el desvaiement del gradient i facilitar el seu entrenament.



Self-attention (I)

- El **self-attention** és el mecanisme clau dels transformers.
- Permet a la xarxa "centrar-se" en les parts importants de la seqüència.
 - Ex: en la frase "*El gat gris va a la casa*" sabem que *gris* i *gat* estan relacionats. Com ho pot saber la xarxa?
- Els transformers creen un "**Soft dictionary**" d'atencions en les paraules de la seqüència. Així, l'atenció de *gris* en *gat* serà 1 i en *casa* serà -1.
- El que el diccionari siga "soft" vol dir que pot anar modificant-se.
 - En la frase "*El gat va a la casa gris*" l'atenció de *gris* en *casa* serà 1.

Self-attention (II)

- Per calcular el self-attention es generen tres matrius a partir de la seqüència d'entrada: **Q** (query), **K** (key) i **V** (value)
- **Q** i **K** són matrius que representen la seqüència d'entrada i **V** és la matriu que representa el valor de cada paraula.
- Per obtindre l'atenció multiplicarem **Q** per la transposada de **K**
 - Obtindrem la similitud entre les paraules.
- El resultat el multiplicarem pel valor de **V**.
 - Obtindrem la matriu d'atencions.

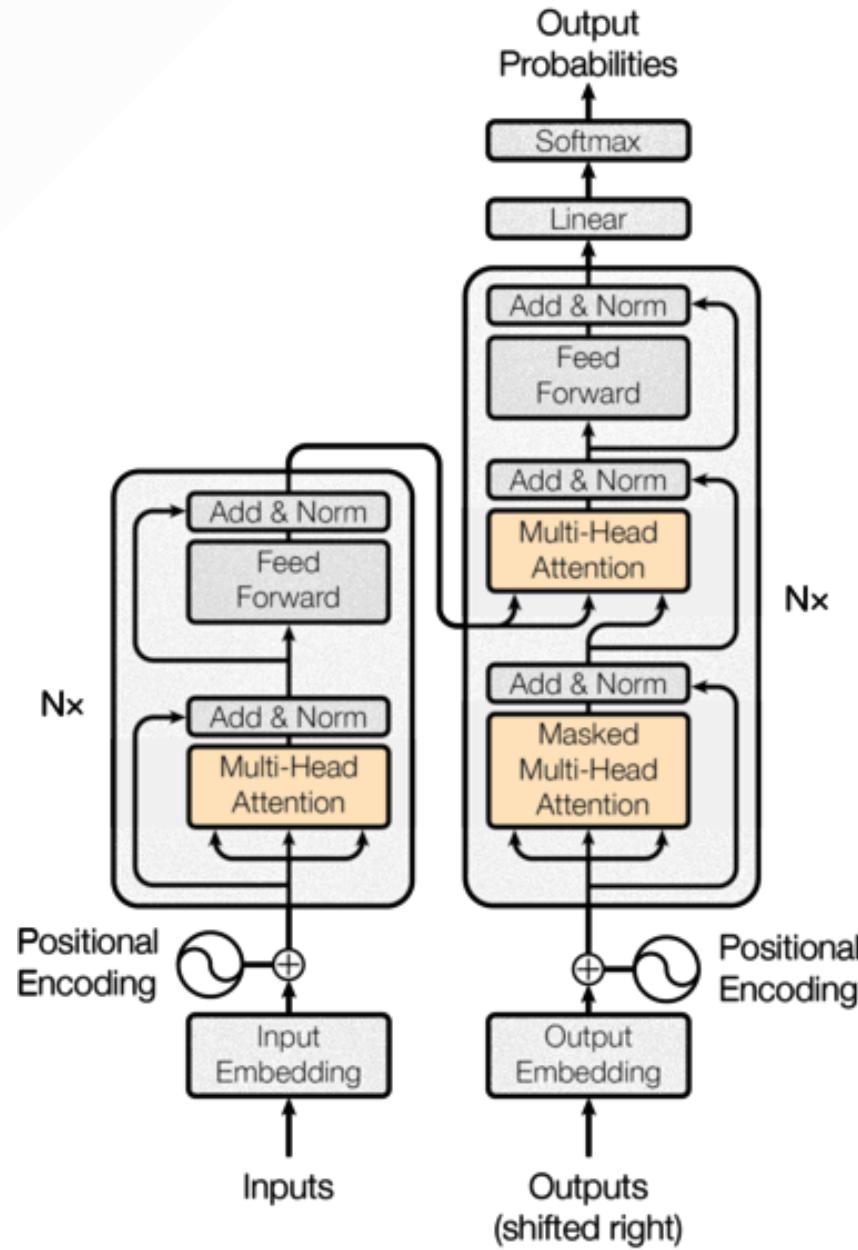
	El	perro	estaba	en	el	salón	durmiendo	tranquilo
El								
perro								
estaba								
en								
el								
salón								
durmiendo								
tranquilo								

Self-attention (III)

- Els transformers utilitzen el **multi-head attention**.
- Aquesta tècnica consisteix en calcular el self-attention amb diferents grups de dimensions.
- Els transformers utilitzen **8** caps de self-attention en el paper original.
- Dels resultats es fa un promig i el resultat, segons els estudis es molt més significatiu.
- És important ressaltar que tot el procès d'atenció es paral·lel i accelerat per la GPU (multiplicació de matrius), per lo que es molt ràpid.

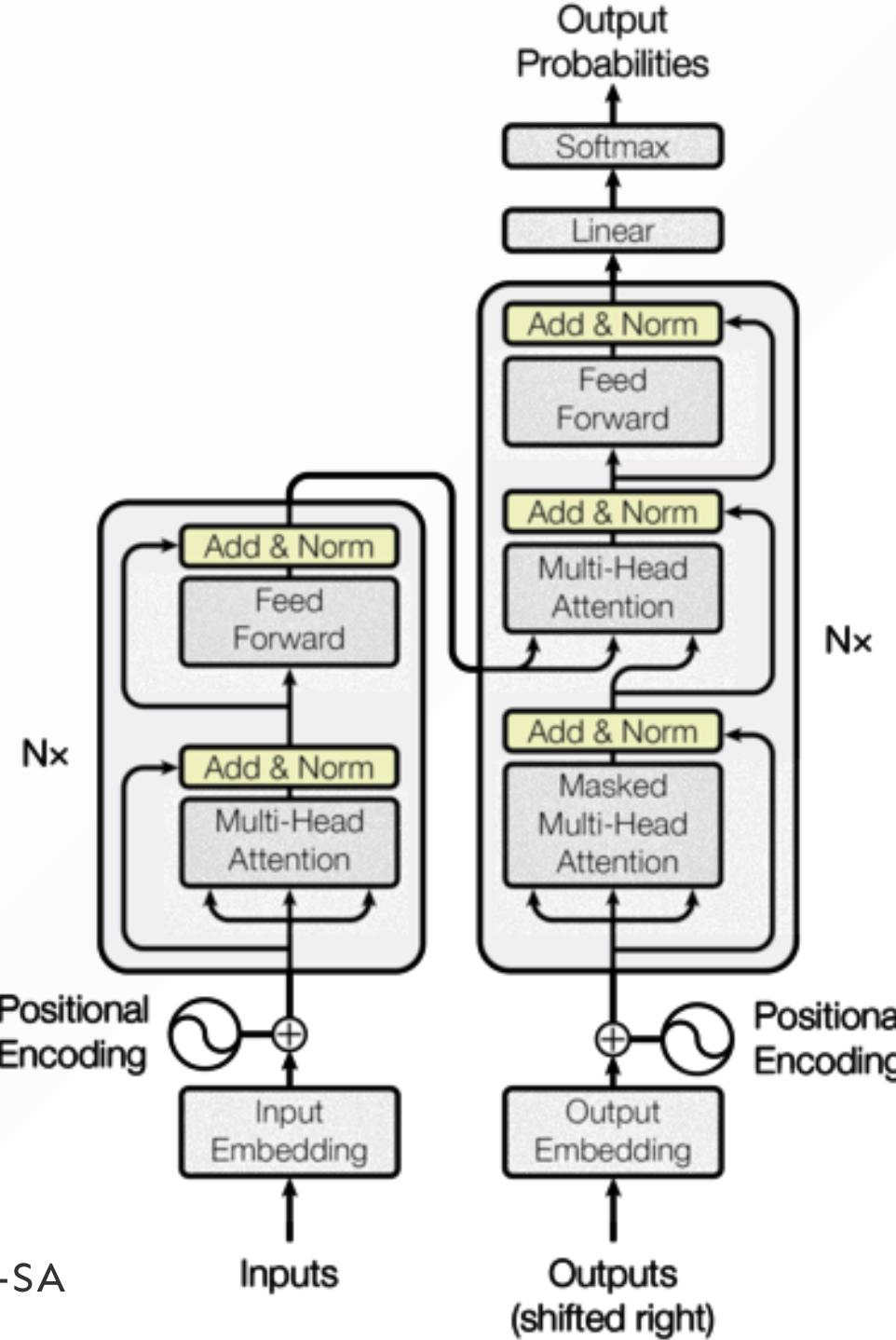
Altres tipus d'atenció

- A més del **self-attention**, els transformers utilitzen altres tipus d'atenció:
 - **Cross-attention**: les entrades del decoder són les sortides de l'encoder. Això permet al encoder condicionar el decoder, donant-li informació sobre el context.
 - **Masked attention**: en el decoder, les paraules futures no poden ser utilitzades per a calcular l'atenció. Això evita que el model "mire al futur".



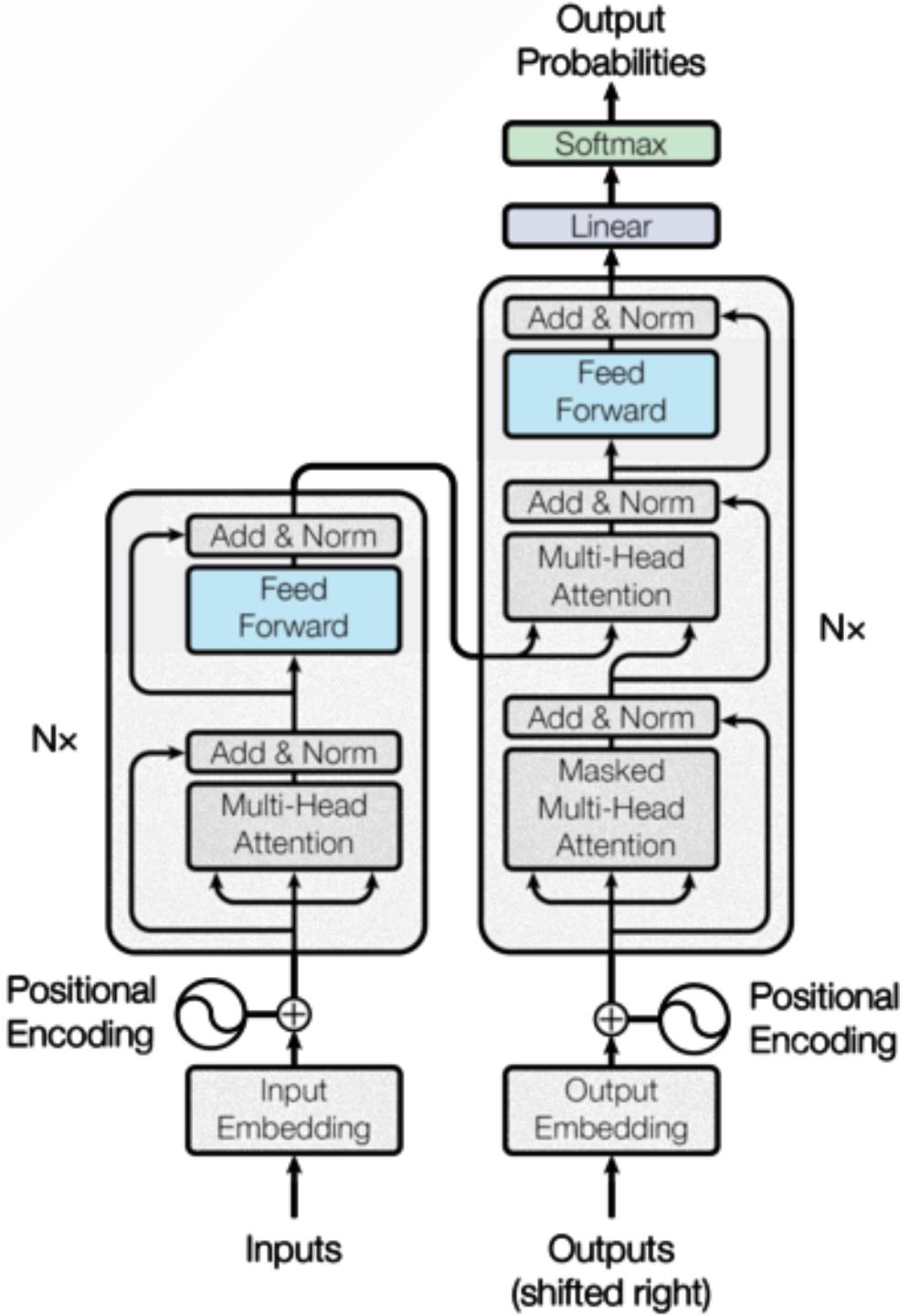
Normalització i connexions residuals

- Les connexions residuals són una tècnica que permeten evitar el desvaiement del gradient.
 - Aquest problema es produeix quan les xarxes són molt profundes.
 - Les connexions residuals permeten que els valors d'entrada es mantinguin en les capes posteriors.
- La normalització permet que els valors d'entrada es mantinguin en un rang determinat.
 - Això facilita el seu entrenament i millora el seu rendiment.



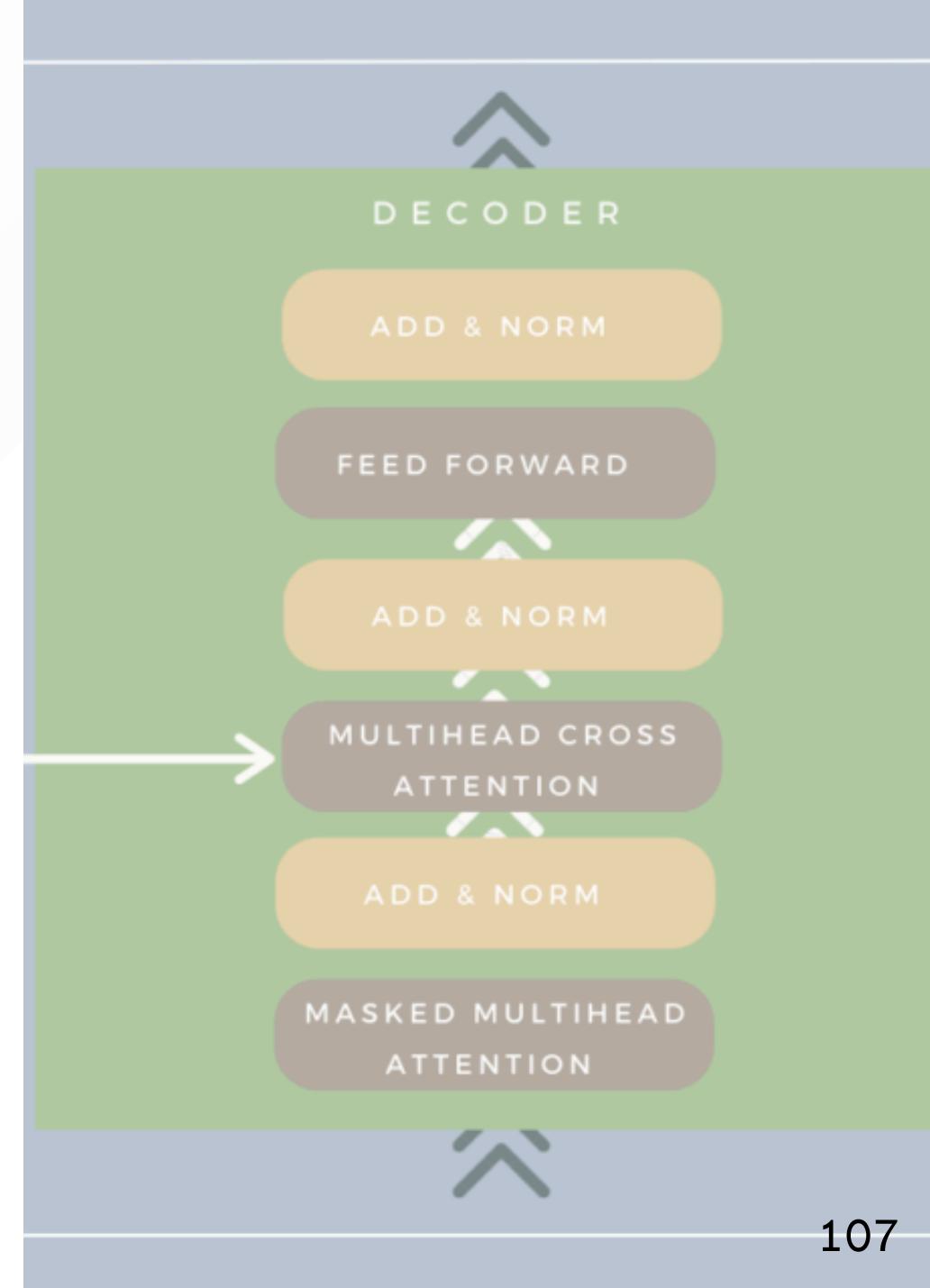
Feed-forward

- La capa **feed-forward** és una capa de xarxa neuronal normal.
- La seva funció és processar la informació obtinguda de l'atenció.
- Hi haurà dues capes de *dropout* per a evitar l'overfitting i una funció d'activació no lineal (ReLU en el paper original).



Decoder

- Els **decoders** són molt semblants als **encoders**.
- En els models normals en l'entrenament utilitzem la sortida esperada per validar el resultat.
- Per contra, en els models de llenguatge, el **target** es passa com a entrada per a entrenar el model.
- Això permet que el model aprenda a generar el text de sortida.



Sortida final del model

- Recordem que utilitzem múltiples capes d'encoders i decoders.
- La sortida final del model és la sortida de l'última capa de decoders i passa per una capa de **softmax**.
- Aquesta sortida és un vector de longitud igual al nombre de paraules del vocabulari.
- Aquest vector representa la probabilitat de cada paraula en el vocabulari (de 0 a 1).
- La paraula amb més probabilitat serà la paraula de sortida.

Aplicacions dels transformers

- Poden ser utilitzats en moltes tasques de NLP però més enllà del NLP també s'utilitzen en altres tasques com les següents:
 - **Visió per computador:** s'està utilitzant per la classificació d'imatges i altres. *Vision Transformer (ViT)*.
 - **Series temporals:** les seqüències de paraules són molt semblants a les seqüències de fets en el temps.
 - **Generatius:** s'utilitzen per a generar textos, imatges, etc.
 - **Aprendentatge per reforç:** s'utilitzen per a entrenar agents en entorns complexos.
- Tots aquests usos els fan una eina molt potent i que poden arribar a substituir molts dels models actuals.

Classificació dels LLM

- **Encoder-only:** No necessiten generar un text de sortida, processen el text d'entrada.
 - Utilitats: classificació de text, anàlisi de sentiments, etc. Ex: BERT, RoBERTa, ALBERT, ELECTRA, etc.
- **Decoder-only:** No transformen el text d'entrada, solament generen un text de sortida.
 - Utilitats: generació de text, escritura creativa, etc. Ex: GPT-X, Mixtral, AgUILA...
- **Encoder + Decoder:** Processen el text d'entrada i generen un text de sortida
 - Utilitats: traducció automàtica, resum, esquematització, etc. Ex: T5, BART, etc.

Utilització dels LLM

- Els transformers són models molt complexos i necessiten un entrenament previ amb un gran volum de dades.
- Normalment s'utilitzen models ja entrenats i que poden ser utilitzats per a diferents tasques.
- Per a millorar el rendiment dels models entrenats es pot utilitzar el **fine-tuning**.
 - El fine-tuning consisteix en entrenar el model amb un conjunt de dades específic per a la tasca que volem realitzar.
 - S'utilitza un conjunt de dades més petit que el corpus original.
 - En les pràctiques utilitzarem un model ja entrenat i li farem fine-tuning per a millorar el rendiment en les tasques que realitzem.

