Generación de texto para historias de vida basadas en narrativa

Trabajo de Fin de Grado
Curso 2021–2022

Autor
María Cristina Alameda Salas

Director
Raquel Hervás Ballesteros
Gonzalo Méndez Pozo

Grado en Ingeniería Informática
Facultad de Informática
Universidad Complutense de Madrid

Generación de texto para historias de vida basadas en narrativa

Trabajo de Fin de Grado en Ingeniería Informática

Departamento de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial

Autor

María Cristina Alameda Salas

Director

Raquel Hervás Ballesteros

Gonzalo Méndez Pozo

Convocatoria: *Febrero/Junio/Septiembre 2022*

Calificación: *Nota*

Grado en Ingeniería Informática

Facultad de Informática

Universidad Complutense de Madrid

10 de abril de 2022

Dedicatoria

Texto de la dedicatoria...

Agradecimientos

Texto de los agradecimientos

Resumen

Resumen en español del trabajo

Palabras clave

Máximo 10 palabras clave separadas por comas

Abstract

Abstract in English.

Keywords

10 keywords max., separated by commas.

Índice

Índice de figuras

Índice de tablas

Chapter 1

Introduction

Capítulo 1

Introducción

"Frase célebre dicha por alguien inteligente"
— Autor

1.1. Motivación

1.1.1. Explicaciones adicionales

Si quieres cambiar el **estilo del título** de los capítulos, abre el fichero `TeXiS\TeXiS_pream.tex` y comenta la línea `\usepackage[Lenny]{fncychap}` para dejar el estilo básico de LaTeX.

Si no te gusta que no haya **espacios entre párrafos** y quieres dejar un pequeño espacio en blanco, no metas saltos de línea (`\\`) al final de los párrafos. En su lugar, busca el comando `\setlength{\parskip}{0.2ex}` en `TeXiS\TeXiS_pream.tex` y aumenta el valor de 0,2*ex* a, por ejemplo, 1*ex*.

El siguiente texto se genera con el comando `\lipsum[2-20]` que viene a continuación en el fichero .tex. El único propósito es mostrar el aspecto de las páginas usando esta plantilla. Quita este comando y, si quieres, comenta o elimina el paquete *lipsum* al final de `TeXiS\TeXiS_pream.tex`

1.1.1.1. Texto de prueba

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec

aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Quisque ullamcorper placerat ipsum. Cras nibh. Morbi vel justo vitae lacus tincidunt ultrices. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. In hac habitasse platea dictumst. Integer tempus convallis augue. Etiam facilisis. Nunc elementum fermentum wisi. Aenean placerat. Ut imperdiet, enim sed gravida sollicitudin, felis odio placerat quam, ac pulvinar elit purus eget enim. Nunc vitae tortor. Proin tempus nibh sit amet nisl. Vivamus quis tortor vitae risus porta vehicula.

Fusce mauris. Vestibulum luctus nibh at lectus. Sed bibendum, nulla a faucibus semper, leo velit ultricies tellus, ac venenatis arcu wisi vel nisl. Vestibulum diam. Aliquam pellentesque, augue quis sagittis posuere, turpis lacus congue quam, in hendrerit risus eros eget felis. Maecenas eget erat in sapien mattis porttitor. Vestibulum porttitor. Nulla facilisi. Sed a turpis eu lacus commodo facilisis. Morbi fringilla, wisi in dignissim interdum, justo lectus sagittis dui, et vehicula libero dui cursus dui. Mauris tempor ligula sed lacus. Duis cursus enim ut augue. Cras ac magna. Cras nulla. Nulla egestas. Curabitur a leo. Quisque egestas wisi eget nunc. Nam feugiat lacus vel est. Curabitur consectetuer.

Suspendisse vel felis. Ut lorem lorem, interdum eu, tincidunt sit amet, laoreet vitae, arcu. Aenean faucibus pede eu ante. Praesent enim elit, rutrum at, molestie non, nonummy vel, nisl. Ut lectus eros, malesuada sit amet, fermentum eu, sodales cursus, magna. Donec eu purus. Quisque vehicula, urna sed ultricies auctor, pede lorem egestas dui, et convallis elit erat sed nulla. Donec luctus. Curabitur et nunc. Aliquam dolor odio, commodo pretium, ultricies non, pharetra in, velit. Integer arcu est, nonummy

in, fermentum faucibus, egestas vel, odio.

Sed commodo posuere pede. Mauris ut est. Ut quis purus. Sed ac odio. Sed vehicula hendrerit sem. Duis non odio. Morbi ut dui. Sed accumsan risus eget odio. In hac habitasse platea dictumst. Pellentesque non elit. Fusce sed justo eu urna porta tincidunt. Mauris felis odio, sollicitudin sed, volutpat a, ornare ac, erat. Morbi quis dolor. Donec pellentesque, erat ac sagittis semper, nunc dui lobortis purus, quis congue purus metus ultricies tellus. Proin et quam. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Praesent sapien turpis, fermentum vel, eleifend faucibus, vehicula eu, lacus.

Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Donec odio elit, dictum in, hendrerit sit amet, egestas sed, leo. Praesent feugiat sapien aliquet odio. Integer vitae justo. Aliquam vestibulum fringilla lorem. Sed neque lectus, consectetuer at, consectetuer sed, eleifend ac, lectus. Nulla facilisi. Pellentesque eget lectus. Proin eu metus. Sed porttitor. In hac habitasse platea dictumst. Suspendisse eu lectus. Ut mi mi, lacinia sit amet, placerat et, mollis vitae, dui. Sed ante tellus, tristique ut, iaculis eu, malesuada ac, dui. Mauris nibh leo, facilisis non, adipiscing quis, ultrices a, dui.

Morbi luctus, wisi viverra faucibus pretium, nibh est placerat odio, nec commodo wisi enim eget quam. Quisque libero justo, consectetuer a, feugiat vitae, porttitor eu, libero. Suspendisse sed mauris vitae elit sollicitudin malesuada. Maecenas ultricies eros sit amet ante. Ut venenatis velit. Maecenas sed mi eget dui varius euismod. Phasellus aliquet volutpat odio. Vestibulum ante ipsum primis in faucibus orci luctus et ultrices posuere cubilia Curae; Pellentesque sit amet pede ac sem eleifend consectetuer. Nullam elementum, urna vel imperdiet sodales, elit ipsum pharetra ligula, ac pretium ante justo a nulla. Curabitur tristique arcu eu metus. Vestibulum lectus. Proin mauris. Proin eu nunc eu urna hendrerit faucibus. Aliquam auctor, pede consequat laoreet varius, eros tellus scelerisque quam, pellentesque hendrerit ipsum dolor sed augue. Nulla nec lacus.

Suspendisse vitae elit. Aliquam arcu neque, ornare in, ullamcorper quis, commodo eu, libero. Fusce sagittis erat at erat tristique mollis. Maecenas sapien libero, molestie et, lobortis in, sodales eget, dui. Morbi ultrices rutrum lorem. Nam elementum ullamcorper leo. Morbi dui. Aliquam sagittis. Nunc placerat. Pellentesque tristique sodales est. Maecenas imperdiet lacinia velit. Cras non urna. Morbi eros pede, suscipit ac, varius vel, egestas non, eros. Praesent malesuada, diam id pretium elementum, eros sem dictum tortor, vel consectetuer odio sem sed wisi.

Sed feugiat. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Ut pellentesque augue sed urna. Vestibulum diam eros, fringilla et, consectetuer eu, nonummy id, sapien. Nullam at lectus. In sagittis ultrices mauris. Curabitur malesuada erat sit amet massa. Fusce blandit. Aliquam erat volutpat. Aliquam euismod. Aenean vel lectus. Nunc imperdiet justo nec dolor.

Etiam euismod. Fusce facilisis lacinia dui. Suspendisse potenti. In mi erat, cursus id, nonummy sed, ullamcorper eget, sapien. Praesent pretium, magna in eleifend egestas, pede pede pretium lorem, quis consectetuer tortor sapien facilisis magna. Mauris quis magna varius nulla scelerisque imperdiet. Aliquam non quam. Aliquam porttitor quam a lacus. Praesent vel arcu ut tortor cursus volutpat. In vitae pede quis diam bibendum placerat. Fusce elementum convallis neque. Sed dolor orci, scelerisque ac, dapibus nec, ultricies ut, mi. Duis nec dui quis leo sagittis commodo.

Aliquam lectus. Vivamus leo. Quisque ornare tellus ullamcorper nulla. Mauris porttitor pharetra tortor. Sed fringilla justo sed mauris. Mauris tellus. Sed non leo. Nullam elementum, magna in cursus sodales, augue est scelerisque sapien, venenatis congue nulla arcu et pede. Ut suscipit enim vel sapien. Donec congue. Maecenas urna mi, suscipit in, placerat ut, vestibulum ut, massa. Fusce ultrices nulla et nisl.

Etiam ac leo a risus tristique nonummy. Donec dignissim tincidunt nulla. Vestibulum rhoncus molestie odio. Sed lobortis, justo et pretium lobortis, mauris turpis condimentum augue, nec ultricies nibh arcu pretium enim. Nunc purus neque, placerat id, imperdiet sed, pellentesque nec, nisl. Vestibulum imperdiet neque non sem accumsan laoreet. In hac habitasse platea dictumst. Etiam condimentum facilisis libero. Suspendisse in elit quis nisl aliquam dapibus. Pellentesque auctor sapien. Sed egestas sapien nec lectus. Pellentesque vel dui vel neque bibendum viverra. Aliquam porttitor nisl nec pede. Proin mattis libero vel turpis. Donec rutrum mauris et libero. Proin euismod porta felis. Nam lobortis, metus quis elementum commodo, nunc lectus elementum mauris, eget vulputate ligula tellus eu neque. Vivamus eu dolor.

Nulla in ipsum. Praesent eros nulla, congue vitae, euismod ut, commodo a, wisi. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Aenean nonummy magna non leo. Sed felis erat, ullamcorper in, dictum non, ultricies ut, lectus. Proin vel arcu a odio lobortis euismod. Vestibulum ante ipsum primis in faucibus orci luctus et ultrices posuere cubilia Curae; Proin ut est. Aliquam odio. Pellentesque massa turpis, cursus eu, euismod nec, tempor congue, nulla. Duis viverra gravida mauris. Cras tincidunt. Curabitur eros ligula, varius ut, pulvinar in, cursus faucibus, augue.

Nulla mattis luctus nulla. Duis commodo velit at leo. Aliquam vulputate magna et leo. Nam vestibulum ullamcorper leo. Vestibulum condimentum rutrum mauris. Donec id mauris. Morbi molestie justo et pede. Vivamus eget turpis sed nisl cursus tempor. Curabitur mollis sapien condimentum nunc. In wisi nisl, malesuada at, dignissim sit amet, lobortis in, odio. Aenean consequat arcu a ante. Pellentesque porta elit sit amet orci. Etiam at turpis nec elit ultricies imperdiet. Nulla facilisi. In hac habitasse platea dictumst. Suspendisse viverra aliquam risus. Nullam pede justo, molestie nonummy, scelerisque eu, facilisis vel, arcu.

Curabitur tellus magna, porttitor a, commodo a, commodo in, tortor. Donec interdum. Praesent scelerisque. Maecenas posuere sodales odio. Vivamus metus lacus, varius quis, imperdiet quis, rhoncus a, turpis. Etiam ligula arcu, elementum a, venenatis quis, sollicitudin sed, metus. Donec nunc pede, tincidunt in, venenatis vitae, faucibus vel, nibh. Pellentesque wisi. Nullam malesuada. Morbi ut tellus ut pede tincidunt porta. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam congue neque id dolor.

Donec et nisl at wisi luctus bibendum. Nam interdum tellus ac libero. Sed sem justo, laoreet vitae, fringilla at, adipiscing ut, nibh. Maecenas non sem quis tortor eleifend fermentum. Etiam id tortor ac mauris porta vulputate. Integer porta neque vitae massa. Maecenas tempus libero a libero posuere dictum. Vestibulum ante ipsum primis in faucibus orci luctus et ultrices posuere cubilia Curae; Aenean quis mauris sed elit commodo placerat. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Vivamus rhoncus tincidunt libero. Etiam elementum pretium justo. Vivamus est. Morbi a tellus eget pede tristique commodo. Nulla nisl. Vestibulum sed nisl eu sapien cursus rutrum.

Nulla non mauris vitae wisi posuere convallis. Sed eu nulla nec eros scelerisque pharetra. Nullam varius. Etiam dignissim elementum metus. Vestibulum faucibus, metus sit amet mattis rhoncus, sapien dui laoreet odio, nec ultricies nibh augue a enim. Fusce in ligula. Quisque at magna et nulla commodo consequat. Proin accumsan imperdiet sem. Nunc porta. Donec feugiat mi at justo. Phasellus facilisis ipsum quis ante. In ac elit eget ipsum pharetra faucibus. Maecenas viverra nulla in massa.

Nulla ac nisl. Nullam urna nulla, ullamcorper in, interdum sit amet, gravida ut, risus. Aenean ac enim. In luctus. Phasellus eu quam vitae turpis viverra pellentesque. Duis feugiat felis ut enim. Phasellus pharetra, sem id porttitor sodales, magna nunc aliquet nibh, nec blandit nisl mauris at pede. Suspendisse risus risus, lobortis eget, semper at, imperdiet sit amet, quam. Quisque scelerisque dapibus nibh. Nam enim.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Nunc ut metus. Ut metus justo, auctor at, ultrices eu, sagittis ut, purus. Aliquam aliquam.

Capítulo 2

Estado de la Cuestión

2.1. Alzheimer e historias de vida

La pirámide poblacional modifica su estructura continuamente debido al progresivo envejecimiento generalizado de la población. Según proyecciones de la Alzheimer's Association International, en el año 2050 las personas mayores de 65 años constituirán el 16 por ciento de la población mundial frente al 8 por ciento del año 2010. El aumento de la esperanza de vida en todo el mundo, principalmente en las sociedades más avanzadas, y la disminución de la natalidad, se encuentran entre las causas de la modificación de la distribución demográfica hacia edades más avanzadas. Este fenómeno es conocido como *inversión de la pirámide poblacional* (Vea, 2017).

La realidad detrás de estas estadísticas: el incremento del número de personas de edad avanzada, y asociándose al envejecimiento la acumulación a lo largo del tiempo de una gran variedad de daños moleculares y celulares que lleva a un descenso gradual de las capacidades mentales y físicas, deriva en un mayor riesgo de determinadas enfermedades.

La pérdida de la audición, las cataratas, la artritis y la artrosis son solo algunas de las enfermedades con mayor incidencia. Sin embargo, una de las dolencias más comunes y serias dentro de este rango de población es la enfermedad de Alzheimer, cuya prevalencia a nivel global se espera que supere todo dato conocido hasta ahora, dado que se estima que en el año 2050 se incremente el número de casos a 152,8 millones, sobrepasando considerablemente los 57,4 millones del año 2019 (Alzheimer's Disease International, 2019).

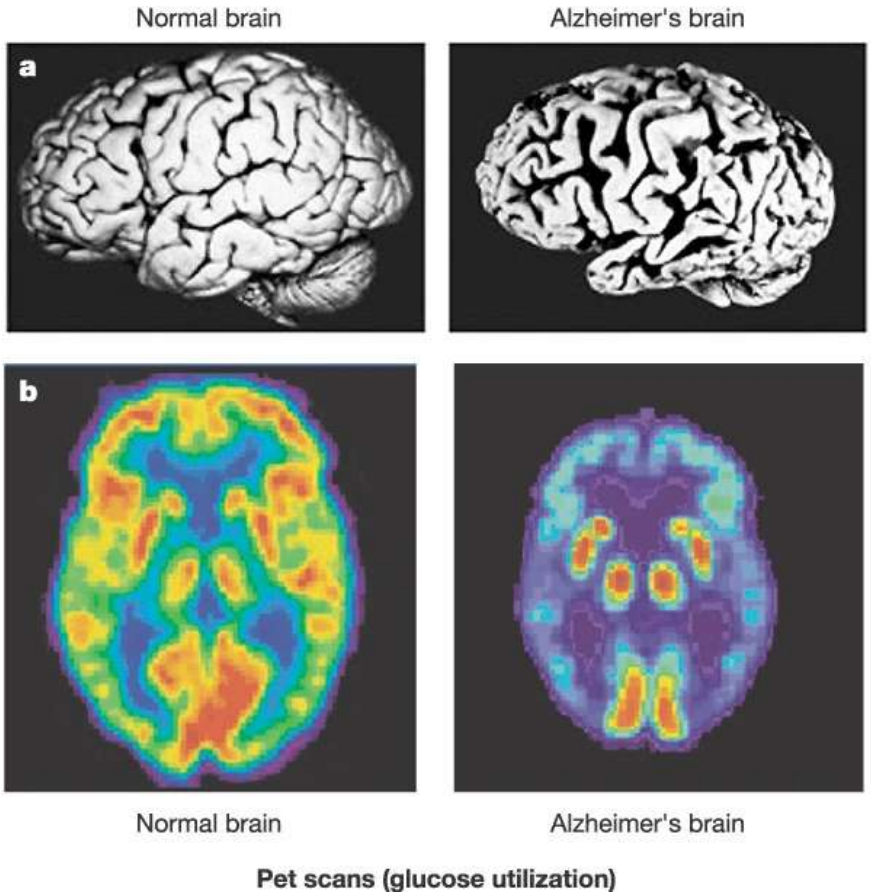


Figura 2.1: Reducción del cerebro asociada al Alzheimer (Mattson, 2004)

2.1.1. Descripción general

La enfermedad de Alzheimer es un trastorno neurológico caracterizado por cambios degenerativos en diferentes sistemas neurotransmisores que abocan finalmente a la muerte de las células nerviosas del cerebro encargadas del almacenamiento y procesamiento de la información. Las regiones del cerebro involucradas con la memoria y los procesos de aprendizaje, asociadas a los lóbulos temporal y frontal, reducen su tamaño como consecuencia de la degeneración de las sinapsis y la muerte de las neuronas (Romano et al., 2007; Mattson, 2004). En las etapas finales de esta patología, este proceso, también denominado *atrofia cerebral* se extiende y provoca una pérdida significativa del volumen cerebral (figura 2.1 a).

En numerosas ocasiones son utilizadas imágenes similares a las mostradas en la figura 2.1 como indicativos de la enfermedad del Alzheimer. La figura 2.1 b representa unas *tomografías por emisión de positrones* o *PET scans* en inglés. En ellas se reflejan

los patrones de distribución espacial de la glucosa en el cerebro. En el cerebro de la persona con Alzheimer, el flujo glucolítico cerebral se minimiza provocando los síntomas de la enfermedad. Esta prueba se utiliza en el diagnóstico de la gravedad de la patología.

El proceso de detección de la enfermedad de Alzheimer es una tarea ardua de realizar dado que, por lo general, los síntomas iniciales de la enfermedad suelen atribuirse a un olvido puntual o la vejez. Nada más lejos de la realidad. Según avanza la enfermedad, sus síntomas lo hacen con ella, agravándose y aumentando cada vez más hasta que el deterioro cognitivo ocasionado llega a afectar significativamente a las actividades de la vida diaria y finalmente a las necesidades fisiológicas básicas.

La evolución del Alzheimer se puede dividir en tres fases o etapas. En una primera instancia, se comienza a observar un deterioro cognitivo leve como puede ser la pérdida paulatina de la memoria episódica, seguido de pérdidas de la memoria reciente asociadas a un deterioro mayor así como otras funciones mentales y de la personalidad. Para terminar, se produce una pérdida progresiva de la memoria referida a los acontecimientos más antiguos, acompañando además un importante deterioro físico.

2.1.2. Síntomatología y pérdida de la memoria

La amnesia o pérdida de la memoria es uno de los síntomas más representativos del Alzheimer. Sin embargo, se trata tan solo de la punta del iceberg debido a todos los desordenes que también se producen y que no son considerados o tenidos en cuenta por el personal no profesional: alteraciones del estado de ánimo y la conducta, dificultad de toma de decisiones, desorientación, problemas del lenguaje, dificultad para comer, movilidad reducida y un largo etcétera son algunos de los síntomas que acompañan a esta enfermedad durante todo su camino. Todos estos síntomas dependen de la fase evolutiva de la enfermedad.

Podemos distinguir en cuanto a sintomatología dos fases marcadas por las alteraciones neurológicas: en una primera fase, conocida como fase predemencial, los signos de desordenes neurológicos todavía no se encuentran presentes; y la fase demencial, en la que se pueden observar grandes alteraciones motoras, cognitivas, sensoriales y emocionales.

En la etapa predemencial, durante la cual en numerosas ocasiones el paciente no se encuentra diagnosticado de la enfermedad, comienzan a producirse lesiones micros-

cópicas en el cerebro. Sin embargo, no es hasta entre 10 y 20 años después que pueden aparecer las primeras alteraciones cognitivas. El conjunto de síntomas presentes en esta fase comprende principalmente alteraciones en la conducta como trastorno de la personalidad, apatía o cambios en el estado de ánimo; y deterioro gradual de la memoria, comenzando el paciente a olvidar pequeñas cosas hasta llegar a no ser capaz de recordar familia o amigos.

A medida que progresa el daño cerebral aparece progresivamente un deterioro más pronunciado del paciente, comenzando entonce la fase demencial de la enfermedad. En esta etapa comienzan a aparecer alteraciones neurológicas como pérdida del movimiento, temblores, alucinaciones, trastornos en el lenguaje oral y escrito o alteraciones de la personalidad (**?**).

2.1.3. Tratamientos: historias de vida

En la actualidad el Alzheimer es una enfermedad irreversible. Sin embargo, existen diversos tratamientos disponibles para ralentizar el avance de la enfermedad, así como mejorar la calidad de vida de los pacientes. Estos tratamientos se pueden dividir en dos ramas diferenciadas: tratamientos farmacológicos o farmacoterapia, que hacen uso de medicamentos; y tratamientos no farmacológicos o psicosociales, que no hacen uso de sustancias químicas. Ambos tipos de tratamientos resultan eficaces para tratar la enfermedad de Alzheimer. Sin embargo, de la combinación de ambos resulta el procedimiento más recomendado debido a su mayor efectividad. Esto es posible gracias a que ambos tipos de tratamientos no son mutuamente excluyentes (Romano et al., 2007).

Existen una gran variedad de terapias no farmacológicas. Algunas de las más utilizadas son el entrenamiento y estimulación cognitiva, ejercicio físico o musicoterapia. Además, en cada una de estas terapias podemos encontrar una enorme cantidad de técnicas, siendo la reminiscencia la más utilizada como terapia de estimulación cognitiva.

Según O'Rourke et al. (2013), la reminiscencia es el acto o proceso de recordar sucesos, eventos o información del pasado. Esto puede implicar el recuerdo de episodios particulares o genéricos que pueden o no haber sido olvidados previamente, y que son acompañados por la sensación de que estos episodios son relatos verídicos de las experiencias originales. Esta técnica es empleada en la estimulación del la memoria episódica autobiográfica mediante el encadenamiento de recuerdos, que se agrupan

en categorías y se archivan en el tiempo mediante la elaboración de la *historia de vida*.

La historia de vida es una técnica narrativa que se basa en organizar y estructurar recuerdos de una persona para componer una autobiografía. Según Linde et al. (1993), una historia de vida debe cumplir dos criterios: primero, debe incluir algunos puntos de evaluación que comuniquen los valores morales de la persona; y segundo, los eventos incluidos en la historia de vida deben tener un significado especial y ser de importancia para ella. Estos eventos deben ser aspectos significativos de la vida pasada de la persona, su presente y su futuro.

Para componer la historia de vida de una persona con Alzheimer se recopilan historias a través de familiares u otras personas cercanas. Posteriormente, se documentan en forma de un libro o cuaderno, incluyendo experiencias y logros junto con fotografías y escritos sobre hechos importantes para la vida de la persona, a través de los cuales se muestra quién es esa persona.

Cada persona tiene su propia historia de vida única. Nuestras experiencias nos modelan y construyen la persona que somos. Las historias de vida ayudan a las personas con Alzheimer a conectar con su identidad recordando épocas felices. El miedo y la frustración provocados por el olvido de las tareas de la vida cotidiana, nombres y rostros, se mitigan recordando quiénes eran a través de estas historias. Les ayuda a ser conscientes de los momentos especiales que han marcado su vida, las personas que han conocido en su infancia o trabajo. También pueden ser utilizados por los cuidadores para comprender más sobre ellos, quiénes son, y ayudarles en la reminiscencia de recuerdos (Karlsson et al., 2014).

Existen diferentes formatos en los que se pueden registrar estas experiencias de la persona. Ninguno de ellos es mejor o peor que otro, sino que lo ideal es utilizar aquel que mejor se adapte a la persona y a los hechos que se quieran transmitir.

Por una parte encontramos historias de vida más visuales, compuestas enteramente de imágenes (*collages*) o videos, dirigidas especialmente a las personas con Alzheimer que se encuentran en una etapa tardía de la enfermedad. Otro formato se centra especialmente en textos. Los *libros de vida*, destinados a los cuidadores y visitantes tanto como a la propia persona, combina las *historias de vida*, en forma de texto claro y fácil de leer, con algunas imágenes. También nos encontramos los documentos de perfil personal que se centran en pequeñas versiones cortas de las historias de vida excluyendo las imágenes. Estos documentos son utilizados a menudo en hospitales y están diseñados para ayudar al personal a comprender las necesidades de la persona.

El contenido de una historia de vida es variable, aunque existen algunos temas básicos en los que se debe centrar: el perfil de la persona, incluyendo datos e información básica como es el nombre, edad, lugar de nacimiento o de residencia son esenciales para aproximarse de manera inicial a la persona. Otros temas como las relaciones significativas familiares y de amistad, infancia, lugares y eventos significativos y gustos o preferencias y aficiones son incluidos dentro de esta lista de posibles temas a tratar el la historia de vida (Thompson, 2011).

2.2. Generación de lenguaje natural

La Generación de Lenguaje Natural (GLN) se define como el "subcampo de la inteligencia artificial y la lingüística computacional que se ocupa de la construcción de sistemas informáticos que pueden producir textos comprensibles en inglés u otros lenguajes humanos a partir de alguna representación no lingüística subyacente de la información" (Reiter y Dale, 1997). Si bien esta definición estuvo generalmente aceptada como la más conveniente al hablar de generación de lenguaje natural durante muchos años, Gatt y Krahmer (2018) puntualizan que es una afirmación que solo engloba una parte de la generación de textos, ya que se refiere únicamente a aquellos sistemas cuya entrada es una "representación no lingüística [...] de la información" o datos, como veremos más adelante en el apartado 2.2.2.

Desde hace muchos años, la GLN es empleada en numerosos proyectos de distinta naturaleza como la traducción de textos (Cho et al., 2014), realización de resúmenes y fusión de documentos (Clarke y Lapata, 2010), corrección automática de ortografía y gramática (Islam et al., 2018), redacción de noticias (Leppänen et al., 2017), informes meteorológicos (Sripada et al., 2014) y financieros (Ren et al., 2021), generación de resúmenes sobre la información de recién nacidos en un contexto clínico (Gatt et al., 2009)... Todos estos sistemas tienen en común la generación de un texto (normalmente de una alta calidad) a partir de muy diferentes fuentes de información.

En los ejemplos de proyectos listados con anterioridad que emplean la generación de lenguaje natural para redactar distintos textos, los datos utilizados como fuente de información son muy dispares, no solo en su contenido sino también en el tipo de dato. Así, si para la traducción de textos se utiliza texto ya existente como entrada, en otros sistemas como en la generación de informes meteorológicos se emplean datos no lingüísticos. De esta manera, se consideran dos posibles enfoques en los sistemas GNL dependiendo del tipo de entrada: texto a texto (*text-to-text*) y dato a texto (*data-to-text*).

2.2.1. Generación *text-to-text* (T2T)

Los sistemas de generación texto a texto, conocidos como *text-to-text* en inglés o T2T por sus siglas, toman textos escritos en lenguaje natural como entrada y producen un texto nuevo, coherente como salida. La entrada de estos sistemas puede abarcar desde pequeñas oraciones a extensos escritos. Existen muchas aplicaciones en los sistemas GLN que utilizan T2T. Además de los mencionados anteriormente, pertenecen a este tipo la fusión de documentos y generación de resúmenes (Clarke y Lapata, 2010), simplificación de textos complejos (Sulem et al., 2018), autocorrectores gramaticales (Ge et al., 2019), entre otros.

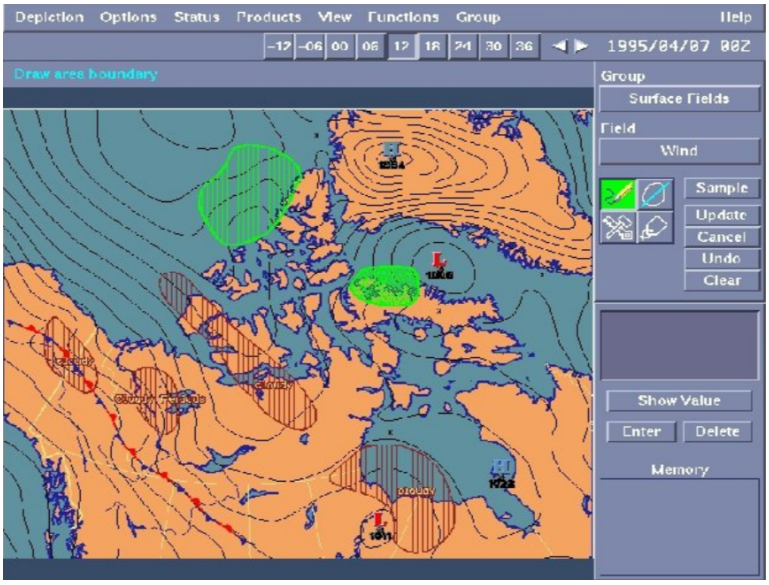
Sin embargo, el ejemplo más claro de este tipo de generación de lenguaje corresponde a un traductor automático. Este tipo de sistema ampliamente utilizado en la vida cotidiana toma una entrada textual correspondiente a un escrito en un idioma y genera un texto de salida en otro idioma. La traducción automática es un proceso muy complejo puesto que no solamente tiene en cuenta el significado del corpus, sino que también hace falta interpretar y analizar de manera correcta todos los elementos del texto, así como comprender la influencia de unas palabras en otras con la finalidad de generar un texto fluido y coherente.

2.2.2. Generación *data-to-text* (D2T)

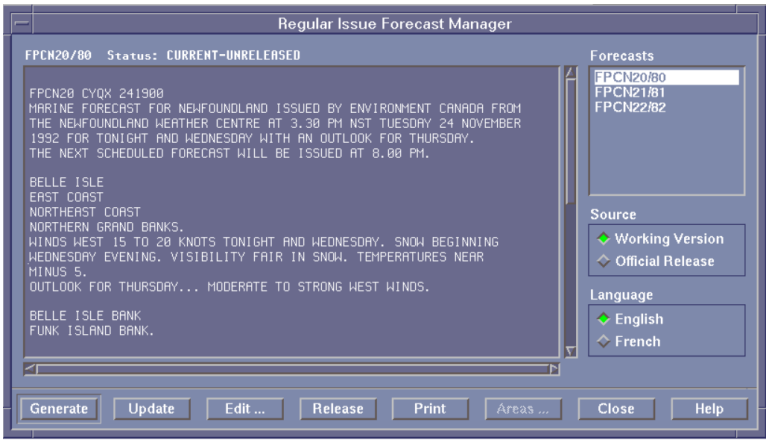
Estos tipos de sistemas permiten la generación de texto como salida a partir de entradas no textuales. Además, el formato de los datos que pueden tomar como entrada son muy diversos. Aunque es muy común encontrar sistemas que parten de datos numéricos como hojas de cálculo, hay que considerar otros orígenes de datos de tipo estructurado tales como bases de datos, simulaciones de sistemas físicos o grafos de conocimientos. De manera general, podemos referirnos a la representación de la información de esta clase de sistema como datos estructurados o procesables.

Algunos autores prefieren emplear el término *concepto* en lugar de *data*, motivo por el que algunos se refieren a este enfoque como generación concept-to-text (C2T) (Vicente et al., 2015).

Uno de los ejemplos más visuales que nos permite comprender este tipo de sistema sería el *Forecast Generator*, sistema que forma parte del *Forecaster's Production Assistant*, entorno desarrollado por *CoGenTex* en 1992 para *Environment Canada* con el fin ayudar a los meteorólogos a aumentar su productividad al redactar por ellos un informe me-



(a) Entrada del sistema FoG



(b) Salida del sistema FoG

Figura 2.2: Sistema *data-to-text* FoG

teorológico textual en inglés y en francés (Goldberg et al., 1994). En la figura 2.2a se muestra el entorno sobre el que los meteorólogos modifican valores como la presión atmosférica, situación de frentes y otros datos (datos no textuales). Una vez se pulsa sobre *Generar*, el sistema muestra el texto correspondiente al informe (figura 2.2b).

En la figura 2.3, explicada con más detalle en Sai et al. (2020), se muestran los datos de entrada y de salida de un sistema GLN D2T acercándonos a la generación de lenguaje desde una perspectiva distinta al ejemplo explicado anteriormente. Los datos de entrada de este tipo de sistema toman la forma de grafo o cualquier otro tipo de datos semiestructurados como tablas (conjunto de tuplas del tipo [entidad, atributo, valor]). En la fila inferior, se muestran diferentes posibles soluciones como

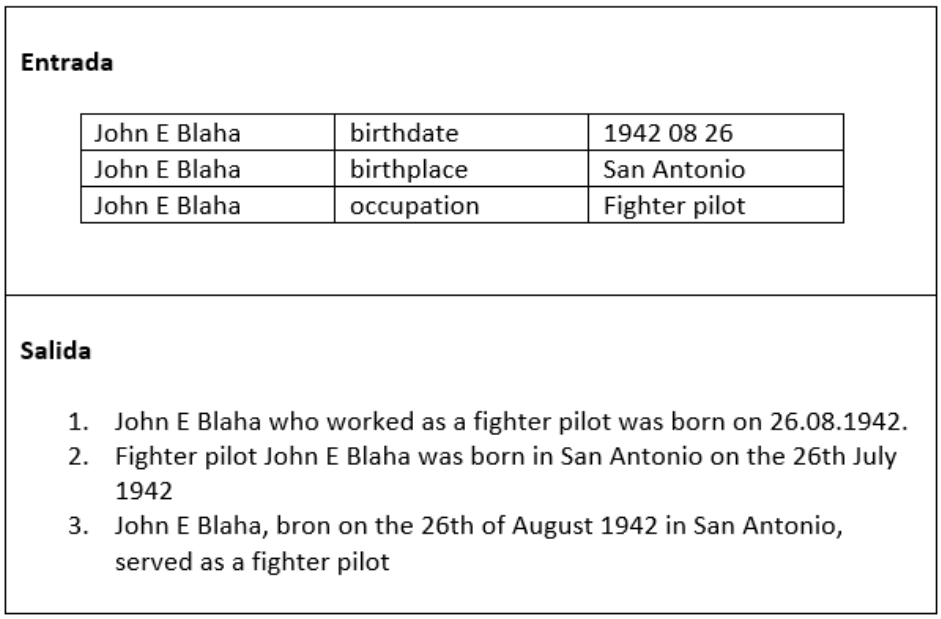


Figura 2.3: Ejemplo de D2T utilizado por Sai et al. (2020)

salida del sistema. Además, el autor introduce la necesidad de métodos de evaluación de la calidad del texto redactado ya que de las diferentes salidas, solo la tercera opción cubre toda la información de entrada y resulta ser fluida.

2.3. Arquitectura tradicional de un sistema GLN

El objetivo final de un sistema de generación de lenguaje natural es mapear unos datos de entrada a un texto de salida (Reiter y Dale, 1997). Sin embargo, este proceso, aunque pueda parecer sencillo de entender, resulta complicado de llevar a cabo. Al principio del desarrollo de sistemas GLN, no había un consenso entre autores a la hora de establecer un proceso para construir este sistema. Finalmente, Reiter y Dale (1997) propusieron una arquitectura asociada a una lista de tareas recomendables que se deben realizar a la hora de llevar a cabo dicha construcción. Esta arquitectura surgió de la observación de los diferentes sistemas que se habían llevado a cabo hasta la fecha. Actualmente, es la solución más extendida y reconocida.

La arquitectura presentada por Reiter y Dale (1997), como se puede observar en la figura 2.4, se divide en tres módulos: macroplanificación, microplanificación y realización. Además, cada módulo contiene una lista de tareas. Esta asignación tareas-

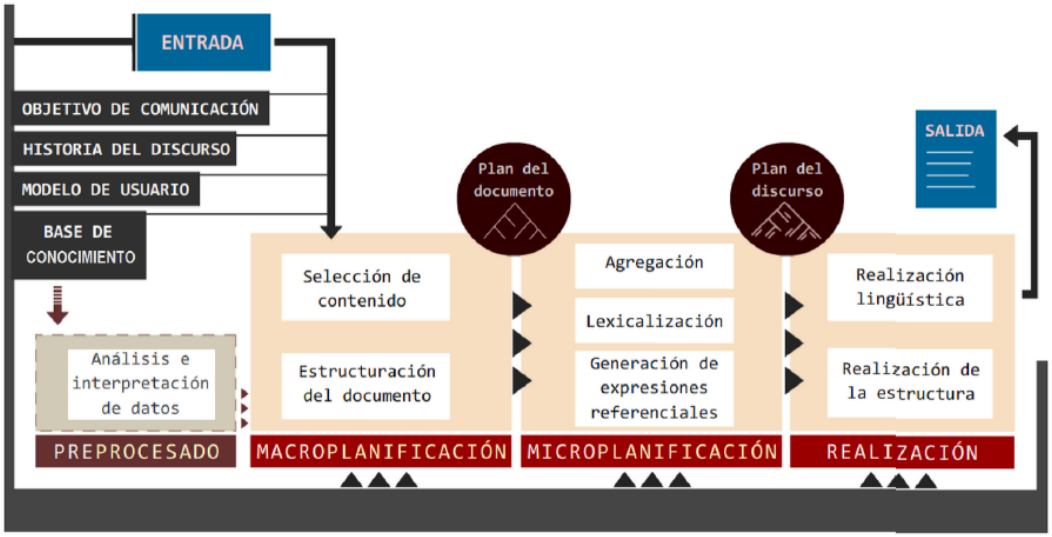


Figura 2.4: Arquitectura de referencia para sistema GLN (Vicente et al., 2015)

módulo no es inamovible. Una tarea asociada a un módulo se puede realizar en otro si así se considera, incluso implementar su desarrollo a lo largo de varios módulos. Los módulos que se corresponden con las tareas iniciales suelen estar relacionados con adaptar datos o estructura al sistema de generación, mientras que los módulos finales corresponden a la transformación de los resultados intermedios en el texto final.

2.3.1. Macroplanificación

Este es el primer módulo de un sistema de generación de lenguaje. Debe determinar qué decir, seleccionando para ello la información de entrada necesaria y organizarla en una estructura coherente, resultando de este proceso el plan del documento. Las tareas que intervienen se describen en los apartados siguientes.

2.3.1.1. Selección del contenido

La selección o determinación del contenido puede definirse como el proceso de decidir qué información debe ser incluida en el texto generado y cual no. Por lo general, la información de la que partimos contendrá más información de la que nos interesa, así debemos decidir qué información resulta innecesaria y por tanto tenemos que eliminar para la generación del texto final. También hay que tener en cuenta el público al que está dirigido el texto generado, ya que dependiendo de este podremos incluir

cierta información de los datos entrantes o no.

Este proceso de selección de la información lleva a cabo la filtración y resumen de esta en un conjunto de *mensajes*. Cada uno de estos mensajes corresponde al significado de una palabra u oración y se le asigna una entidad, concepto o relación dominante.

2.3.1.2. Estructuración del documento

Definiendo el concepto *texto* como "unidad de comunicación completa, formada habitualmente por una sucesión ordenada de enunciados que transmiten un mensaje con las siguientes propiedades: adecuación, coherencia y cohesión", podemos advertir que un texto no es un conjunto aleatorio de oraciones, sino que es necesaria la existencia de un orden en la presentación del texto final.

Dependiendo de la información que se comunique, este orden puede verse modificado o alterado. Es por ello que no hay una estructura fija, sino que hay que adecuarla al tipo de documento.

Una vez realizada la estructuración del texto, se obtiene un plan de discurso que corresponde a una representación estructurada y ordenada de los mensajes obtenidos en la tarea anterior.

2.3.2. Microplanificación

La microplanificación es el segundo módulo de la arquitectura. Parte del plan del documento resultante del módulo anterior para generar las oraciones evitando información redundante e innecesaria en el discurso. El resultado de este módulo es el plan de discurso. El proceso de generación de oraciones lo realiza mediante tres tareas.

2.3.2.1. Agregación de oraciones

La generación de una oración por cada uno de los mensajes puede resultar en la generación de un texto redundante y excesivamente estructurado. Una tarea en el proceso de construcción de un sistema GLN es la agregación de oraciones que pretender paliar este problema mediante la unión o agregación de contenidos de distintos mensajes en una sola oración. De esta manera los mensajes se combinan para obtener oraciones más largas y complejas, resultando en conjunto un texto menos estructurado y

más fluido.

2.3.2.2. Lexicalización

En esta fase del proceso se empieza a generar el texto en lenguaje natural como tal. Para ello se debe decidir que palabras u estructuras sintácticas expresan mejor los conceptos y relaciones de las etapas anteriores. La dificultad de la generación en esta etapa reside en la gran cantidad de alternativas que encontramos para expresar cada uno de estos conceptos o bloques de mensajes. Además hace falta tener en cuenta un número mayor de posibilidades ya que debemos considerar numerosas variables que podrían afectar al resultado final de la generación. Las necesidades o conocimiento de los usuarios, si el objetivo de la generación es generar textos con variaciones sintácticas o semánticas a lo largo del mismo, si es preferible un texto repetitivo y simple o diverso mediante la utilización de palabras sinónimas, una apropiada selección de adjetivos... son algunas de las variables a tener en cuenta.

2.3.2.3. Generación de expresiones de referencia

La diferenciación de unas entidades de otras para poder generar expresiones que se refieran a ellas es tratada en esta tarea con el objetivo de evitar la ambigüedad. Para realizar esta tarea se debe conseguir encontrar características particulares que contribuyan a diferenciar a una entidad del resto de entidades. Esta etapa está bastante consensuada en el campo GLN.

La generación de expresiones de referencia (REG, por sus siglas en inglés) debe llevarse a cabo una vez que el plan del documento se haya generado y depende de este, esto implica que esta fase debe llevarse a cabo desde el primer momento después de que se hayan analizado los datos. Debemos adaptar el plan de documento del primer módulo a lo que necesita REG, es por ello que debemos tener conocimiento de ello desde el comienzo.

Un caso especialmente estudiado que aplica esta técnica es la descripción de imágenes, ya que debe tener en cuenta si un elemento se encuentra a la derecha de otro, detrás de otro, etc, para poder enriquecer el texto. Para ello es necesario reconocer y distinguir los elementos en escena unos de otros y así, obtener una descripción lo más fidedigna posible a la imagen real.

2.3.3. Realización

La realización constituye el último módulo de la arquitectura de un sistema GLN. El objetivo final corresponde en generar oraciones gramaticalmente correctas para comunicar mensajes. En este módulo deberán tenerse en cuenta reglas a cerca de la formación de verbos (elección del tiempo verbal adecuado y por tanto generación de las palabras correspondientes), reglas sobre concordancia de género y número entre palabras (Reiter y Dale (1997) no tienen en cuenta el género de las palabras ya que focaliza la generación del lenguaje al inglés), generación de pronombres...

La entrada sobre la que se trabaja es el plan de discurso que contiene información sobre las oraciones generadas y la estructura utilizada en el texto final. En esta fase se traduce esta entrada en la salida que el usuario final recibirá.

Algunos autores consideran una única tarea de realización que engloba el convertir las especificaciones en oraciones y el dar un formato final al texto. Otros prefieren separar estas etapas para diferenciarlas y que sea más sencillo su estudio.

2.3.3.1. Realización lingüística

Con el objetivo de transformar las especificaciones de oraciones en las oraciones finales, en esta fase se ordenan los diferentes elementos constitutivos de una oración y se les asigna un formato correcto. Para elegir la forma morfológica correcta de una palabra se debe conjugar verbos, establecer concordancias de palabras, añadir formas pronominales en los lugares adecuados de las oraciones y establecer los signos de puntuación adecuados.

2.3.3.2. Realización de la estructura

Esta etapa no está considerada por algunos autores como tal aunque aquí se muestra ya que puede ser relevante en ciertos contextos. En algunos documentos, es necesario añadir o modificar algunas líneas del texto para darle estructura al documento. Un ejemplo muy sencillo de entender es la generación de texto que utilice html o Latex como formato de salida. En ambos casos, la adición de etiquetas a lo largo del texto generado resulta crucial para un texto de cualquiera de estas naturalezas.

2.4. Modelos y herramientas GLN

En esta sección se describen los Modelos de Lenguaje más relevantes para la generación de lenguaje natural a lo largo de los últimos años junto con las herramientas que nos permiten utilizarlos.

2.4.1. Historia

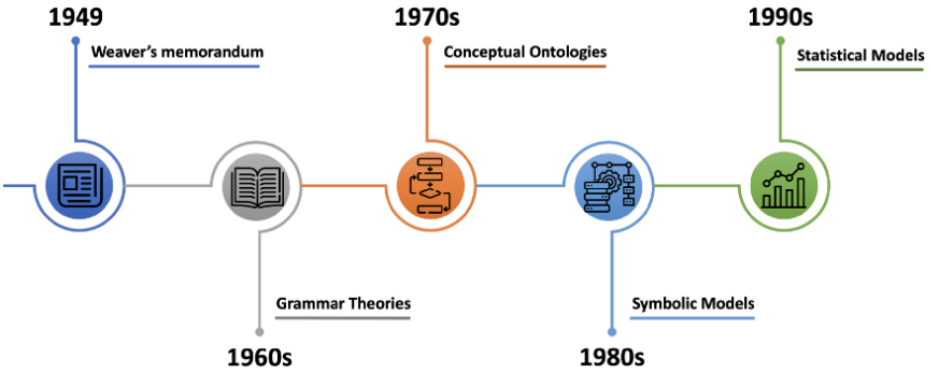
Antes de comenzar a describir los distintos tipos de modelos utilizados en tareas de procesamiento de lenguaje natural, es interesante conocer como ha ido evolucionando este campo a lo largo de la historia y los modelos más relevantes en cada una de las etapas. En general, la historia del procesamiento de lenguaje natural se divide en dos grandes períodos marcados por la aparición del aprendizaje profundo o *Deep Learning* (Louis, 2021).

La era *pre Deep Learning* (figura 2.5a) comienza aproximadamente en el 1949, momento en el que Warren Weaver sugería en su memorando "Translation" [1] que la traducción automática computacional era posible. Esta fue la primera aproximación estadística al procesamiento y generación de lenguaje. Supuso una revolución y inspiró numerosos experimentos y proyectos que probaron que realmente esto era posible aunque a muy pequeña escala. Estos sistemas se basaban principalmente en la búsqueda en diccionarios de las palabras necesarias para la traducción y la posterior reordenación de las palabras para ajustarse a las reglas sintácticas del idioma destino de la traducción.

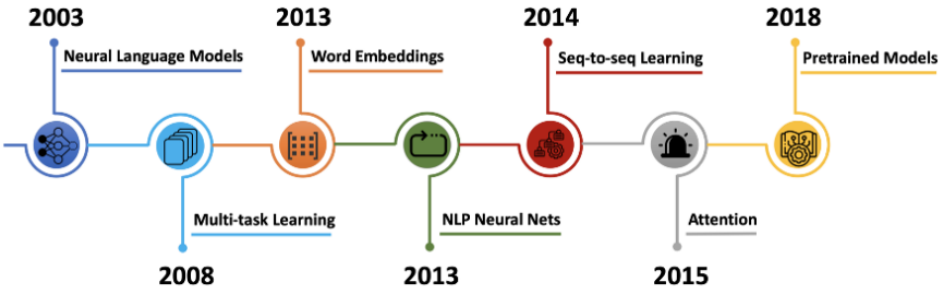
Después de una década de investigaciones para conseguir mejores resultados en este campo y de pérdida de financiación, ya que las soluciones encontradas hasta ahora conseguían resultados muy pobres. Surgieron nuevas "Teorías de la Gramática" mucho más manejables computacionalmente, y más tarde las "Ontologías Conceptuales" que estructuraban la información del mundo real en datos comprensibles por la computadora.

En la década de 1980, surgieron los "Modelos Simbólicos" basados en reglas. Estos sistemas asignaban manualmente los significados de las palabras y de esta manera determinista se creaban oraciones. Debido a la complejidad de creación de estas reglas, ya que se debían crear a mano, estos modelos fueron ampliamente sustituidos por

[1] Lectura disponible en https://web.stanford.edu/class/linguist289/weaver001.pdf



(a) Era pre *Deep Learning*



(b) Era *Deep Learning*

Figura 2.5: Etapas del Procesamiento de Lenguaje Natural

los "Modelos Estadísticos" que supusieron una revolución para el procesamiento de lenguaje en aquella época y que hoy en día todavía tienen una gran relevancia en la lingüística computacional.

Con el avance computacional de las "Redes Neuronales", comienzan a usarse en la década del 2000 en el modelado del lenguaje para la generación de textos y dan lugar a la era *Deep Learning* (figura 2.5b). Bengio et al. (2000) propuso el primer modelo de lenguaje neuronal utilizando una Red Neuronal Prealimentada *(FeedForward Neural Network)* de una capa oculta. Otros autores sustituyeron progresivamente esta arquitectura de red por Redes Neuronales Recurrentes (*Recurrent Neural Networks*) y Redes de Memoria a Corto Plazo (*Long Short-Term Memory*) aunque los componentes básicos de la arquitectura original se encuentran todavía en la mayoría de modelos de lenguaje neuronales.

Más tarde Collobert y Weston (2008) introdujeron el "Aprendizaje Multitarea" al procesamiento de lenguaje, utilizando una Red Neuronal Convolucional (*Convolutional Neural Network*) para conseguir que varias tareas de aprendizaje se resolvieran de

manera simultánea, resultando en una mejora de la eficiencia.

Tras varios avances, como la introduccion de modelos "*Word Embeddings*" o la adopción general de redes neuronales para el modelado de lenguaje, surgen la arquitectura Secuencia a Secuencia (*Seq2Seq*). Estos sistemas estaban compuesto dos componentes claves: el codificador o *encoder* y el decodificador o *decoder*, que serán explicados más adelante. La revolución que supuso esta arquitectura fue significativa y todavía se siguen utilizando.

En 2014, Bahdanau et al. (2014) introduce los mecanismos de atención que alivia el problema de cuello de botella de los modelos predecesores, los *Seq2Seq*.

La última innovación en el mundo del Procesamiento de Lenguaje son los grandes Modelos de Lenguaje Preentrenados (*Pretrained Moldels*). Debido a todo el esfuerzo computacional de días, semanas e incluso meses que supone entrenar un modelo de lenguaje, se proponen una serie de modelos que ya tienen realizado este entrenamiento. La finalidad de estos sistemas es el ajuste o *fine-tuned* de los mismos de acuerdo al objetivo que se quiera conseguir.

2.4.2. Modelos estadísticos: cadenas de Markov y N-grams

Estos tipos de modelos utilizan técnicas estadísticas y reglas lingüísticas para aprender la distribución de probabilidad de las palabras y, de esta manera, generar lenguaje. Entre las técnicas más utilizadas y que mejores resultados han arrojado en este ámbito encontramos el modelo *Markov Chain*.

2.4.2.1. Modelo Markov Chain

Este modelo, introducido por el matemático ruso Andrey Markov en 1913, es un modelo estocástico discreto que describe una secuencia de posibles eventos. Aplicado a la generación de texto que aquí se describe, podemos resumirlo en un sistema que se basa en una distribución de probabilidades aleatorias para generar la siguiente palabra a un grupo de palabras. Para que un proceso se considere Markov debe satisfacer una condición conocida como la *propiedad de Markov*. Esta propiedad establece que la probabilidad del siguiente evento (en el caso de generación de lenguaje, la siguiente palabra) depende únicamente del evento actual. La fórmula 2.1 representa los fundamentos de esta propiedad. Donde X es una variable aleatoria que toma un valor en el espacio de estado dado s y n representa el paso de tiempo (Howell, 2022). Como se

puede observar, suponiendo que nos encontramos en el paso de tiempo n, las probabilidades teniendo en cuenta los estados de los eventos anteriores y la probabilidad teniendo en cuenta únicamente el estado actual son iguales. Por lo que la información anterior al estado actual carece de relevancia para el cálculo de la probabilidad del siguiente evento.

$$P(X_{n+1} = s_{n+1} | X_n = s_n, X_{n-1} = s_{n-1}, ..., X_0 = s_0) = P(X_{n+1} = s_{n+1} | X_n = s_n) \tag{2.1}$$

Debido a las características propias de la propiedad de Markov, este modelo es un modelo sin memoria ya que se desprecian todos los estados anteriores, por lo que no se retiene información relevante de un texto como las posiciones de las palabras en una oración o la relación entre palabras. Sin embargo, precisamente por carecer de memoria es simple de comprender y rápido de ejecutar (Fumagalli, 2020).

2.4.2.2. Modelo N-gram

Otro modelo estadístico de gran transcendencia es el modelo *N-Gram*. Este modelo va un poco más allá del modelo *Markov Chain* ya que se basa en realizar una predicción estadística de una secuencia de palabras teniendo en cuenta un conjunto de palabras anteriores. Esta secuencia de N palabras es representada mediante un N-grama. Así, este modelo trata de predecir el N-grama más probable dentro de cualquier secuencia de palabras dado el historial de las N-1 palabras anteriores. Para su mejor comprensión, se expone un ejemplo ejemplo concreto a partir del siguiente extracto de "La vida es sueño" de Calderón de la Barca:

> ¿Qué es la vida? Un frenesí.
> ¿Qué es la vida? Una ilusión,
> una sombra, una ficción,
> y el mayor bien es pequeño;
> que toda la vida es sueño,
> y los sueños, sueños son.

Podemos construir N-gramas a partir del texto anterior teniendo en cuenta que un N-grama está formado por N palabras que aparecen consecutivas en el corpus. A continuación se muestran unigramas, bigramas y trigramas extraídos del texto.

Unigramas
{ qué, es, la vida, un frenesí, una, ilusión, sombra, ficción, y, el, mayor,... }
Bigramas
{ qué es, es la, la vida, vida un, un frenesí, frenesí qué, una ilusión,... }
Trigramas
{ qué es la, es la vida, la vida un, vida un frenesí, un frenesí qué,...}

Este proceso se realiza de manera iterativa hasta llegar al final del corpus teniendo en cuenta que no se pueden repetir dos N-gramas iguales dentro de un mismo conjunto. Una vez construidos los N-gramas se puede calcular la probabilidad condicional mediante las siguientes fórmulas dependientes de la ocurrencia de un sub n-gram dentro del conjunto.

$$\textbf{Unigrama} \quad P_{(W_i)} = \frac{C_{(W_i)}}{N}$$

$$\textbf{Bigrama} \quad P_{(W_i|W_{i-1})} = \frac{C(W_{i-1}W_i)}{C(W_{i-1})} \tag{2.2}$$

$$\textbf{Trigrama} \quad P_{(W_i|W_{i-2}W_{i-1})} = \frac{C(W_{i-2}W_{i-1}W_i)}{C(W_{i-2}W_{i-1})}$$

De esta manera para un modelo N-gram, se calcula la probabilidad condicional a partir dadas las n-1 palabras anteriores. Volviendo al ejemplo de "La vida es sueño". Para conocer la probabilidad de que a la secuencia *la vida* le siga la secuencia *es*, calculamos la probabilidad condicional $es \,|\, la\ vida$. Según las fórmulas anteriores, esta probabilidad es igual al número de ocurrencias de *la vida es* dividido por el número de ocurrencias de la secuencia *la vida*.

$$P_{(es|la\ vida)} = \frac{C_{(la\ vida\ es)}}{C_{(la\ vida)}} = \frac{1}{3} \tag{2.3}$$

Para conocer la probabilidad de una secuencia completa deberíamos multiplicar las probabilidades de manera iterativa. Para el ejemplo anterior, la $P(la\ vida\ es) = P(la)\ x\ P(vida|la)\ x\ P(es|la\ vida)$ y generalizando la fórmula anterior $P(w1, w2, w3) = P(w1)\ x\ P(w2|w1) x\ P(w3|w2)$.

La realización de este proceso de manera iterativa nos lleva a la generación de oraciones, párrafos o libros completos. Sin embargo, la dependencia de generación

de la palabra siguiente a una secuencia dada con respecto al conjunto de palabras generadas inmediatamente anteriores puede llevar a generaciones erróneas que no tengan en cuenta otros contextos anteriores.

2.4.3. Modelos Seq2Seq y mecanismos de atención

El modelo Sequence-to-Sequence (Seq2Seq) caracterizado por la utilización de una arquitectura especial de Red Neuronal Recurrente (RNN), ha alcanzado un gran éxito a la hora de resolver problemas complejos de Procesamiento de Lenguaje Natural, incluso llegando a superar a los modelos estadísticos de lenguaje en su efectividad (Joshi, 2020). Esto se debe a que aproximaciones estadísticas como los *N-grams* no eran capaces de capturar dependencias de palabras de corpus de gran tamaño, se necesitaría demasiado espacio y memoria RAM para poder guardar las probabilidades de todas posibles combinaciones de N-gramas. Sin embargo, las redes neuronales recurrentes, que implementa este modelo, no están limitadas a observar únicamente las palabras previas a una secuencia, sino que permiten propagar información desde el comienzo de una oración hasta el final consiguiendo mejores predicciones.

2.4.3.1. Redes Neuronales Recurrentes

Las redes neuronales recurrentes o *Recurrent Neural Networks (RRN)* son una clase especial de red neuronal profunda que nos permite analizar datos tratando la dimensión "tiempo". Aunque este tipo de red aparece por primera vez en el 1982 introducida por Hopfield (1982), debido a los requisitos computacionales que necesitaban no se pudieron llevar a la práctica hasta muchos años más tarde; cuando llegaron los avances necesarios para su puesta en marcha. La principal área de aplicación de este tipo de algoritmo de *deep learning* es la resolución de problemas que involucran datos secuenciales (y por tanto, temporales) como traducción automática, procesamiento de lenguaje natural, descripción de imágenes o reconocimiento de voz.

Teóricamente, una red neuronal recurrente está formada por *neuronas recurrentes*. Mientras que otros tipos de redes utilizan como función de activación de la neurona una función que actúa en una sola dirección, desde la primera capa de entrada hasta la última capa de salida; este tipo de redes también incluyen conexiones hacia atrás, proporcionando al sistema cierta memoria. En cada instante de tiempo llamado *timestep*, cada neurona de la red recibe como entrada la salida de la capa anterior así como su propia salida del instante de tiempo anterior. Este procedimiento se puede expre-

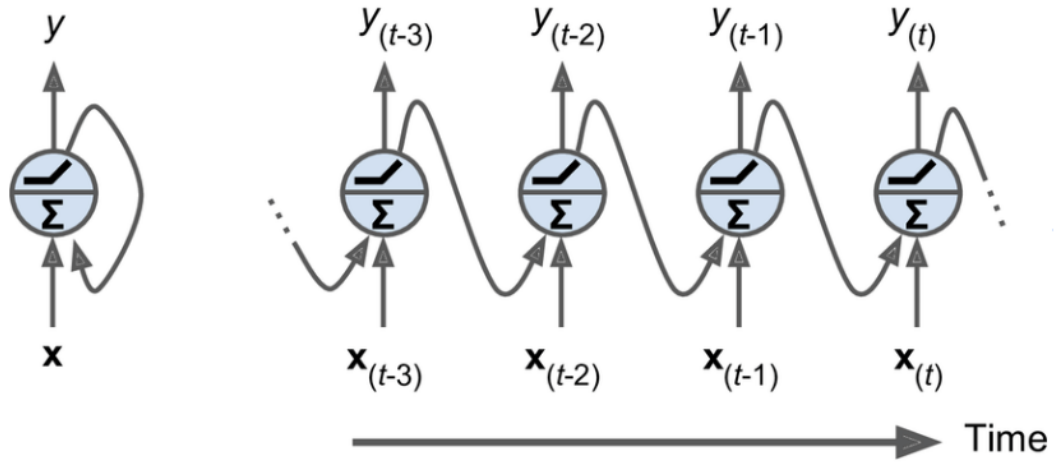


Figura 2.6: Neurona recurrente desplegada en el tiempo

sar con la notación de la ecuación 2.4, donde $x = (x_1, ..., x_T)$ representa la secuencia de entrada procedente de la anterior capa, y la secuencia de salida de la capa actual, W_x los pesos a aplicar a los datos de entrada procedentes de la salida la capa anterior, W_y los pesos que se aplican sobre los datos procedentes de la salida de la propia capa obtenidos en el anterior instante de tiempo y b un bias a partir del cual centrar los datos.

$$y_{(t)} = f_{activation}(W_x X_{(t)} + W_y Y_{(t-1)} + b) \tag{2.4}$$

Otra forma más intuitiva a través de la cual comprender este proceso que en realidad no dista demasiado del algoritmo de una red neuronal convencional, es desarrollando esta neuronal a través de los pasos de tiempo t. En la figura **??** se puede comprobar el proceso de este algoritmo desde un punto de vista más esquemático. A la izquierda, se muestra la neurona recurrente sin desarrollar y a la derecha, la neurona desplegada en el tiempo (Lukic, 2020).

La parte de la neurona donde se preserva un estado a través del tiempo se denomina *memory cell*. La finalidad de este componente es recordar información relevante sobre un estado anterior que recibieron para poder realizar predicciones más precisas.

Mediante la unión y configuración en capas de varias neuronas de este tipo, pueden llegar a construirse grandes redes neuronales de tipo recurrente. Estas redes no solo modifican, con respecto a una red neuronal convencional, el tipo de neuronas y conexiones entre ellas; sino también algoritmos internos que permiten su adecua-

do funcionamiento. En concreto, el procedimiento de *Backpropagation* convencional se sustituye por una versión del mismo dependiente de la dimensión "tiempo", conocido como *Backpropagration Through Time (BTTT)*. Este algoritmo mantiene la función tradicional del mismo, que no es otra que ir hacia atrás en la red con el fin de encontrar las derivadas parciales del error con respecto a los pesos de las neuronas. Estas derivadas son utilizadas en el *descenso de gradiente* para ajustar los pesos dependiendo del comportamiento de *Loss*. Sin embargo, debido a la inclusión del "tiempo" en este algoritmo, el coste computacional aumenta haciendo a este modelo mucho más lento.

El problema de este tipo de redes es conocido como *Vanishing Gradients*. Como mencionamos anteriormente, de la aplicación del *Backpropagration* se obtenían unas derivadas parciales del error, cada una de estas derivadas es un *gradiente*. El problema de desvanecimiento de gradiente ocurre porque el gradiente se reduce a medida que se propaga hacia atrás a través del tiempo. Cuando los valores de un gradiente son extremadamente pequeños, estos valores no contribuyen al aprendizaje perdiendo peso en el resultado.

2.4.3.2. *Long Short-Term Memory (LSTM)*

Estas redes, propuestas por (Hochreiter y Schmidhuber, 1997) en el año 1997, surgieron como una evolución de las redes neuronales recurrentes. Su principal objetivo es ampliar la memoria para poder recordar no solo información reciente sino datos producidos mucho más tiempo atrás, ya que las redes neuronales recurrentes convencionales no eran capaces de recordar información que se había producido hacía varios *timestep*; llevando a una memoria limitada para recordar secuencias de entrada más largas. Este problema es resultado del *Vanishing Gradients* de los gradientes más lejanos en el tiempo.

Para solventar esta limitación, las redes *Long Short-Term Memory* proponen una variación de las neuronas. Estas neuronas poseían una memoria o *memory cell* donde almacenaban la información relevante de estados anteriores dependiendo de los pesos calculados. En cada neurona LSTM existen tres puertas a esta celda: la puerta de entrada (*input gate*), la puerta de olvidar (*forget gate*) y la puerta de salida (*output gate*). Estas puertas regulan el flujo de información dentro y fuera de la celda. Deciden si se permite una nueva entrada a la memoria, si se elimina la información o si se deja que afecte a la salida del instante de tiempo actual. Estas puertas podemos codificarlas mediante una función de activación sigmoide, lo que hace posible incluirlas en la *Backpropagation* solucionando el problema de *Vanishing Gradients*. Toda esta

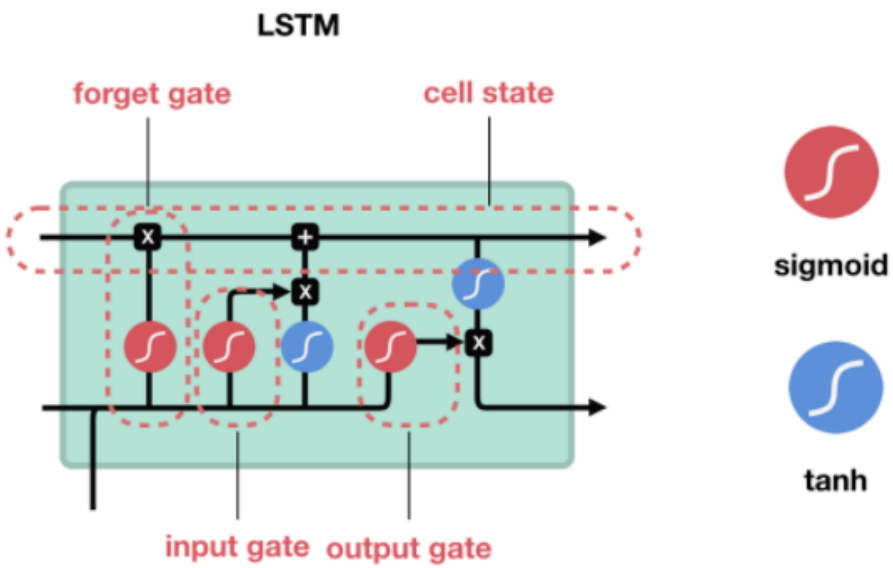


Figura 2.7: Neurona LSTM

explicación está representada en la figura .

2.4.3.3. Arquitectura Encoder-Decoder

Considerando los diferentes tipos de redes neuronales descritas en los apartados anteriores, se da paso a la explicación propia del modelo Seq2Seq. Desde un punto de vista muy general, podríamos representar este modelo como un sistema que toma una secuencia de elementos como entrada (input) y genera otra secuencia de elementos de salida (output). Como se muestra en la figura 2.8, la arquitectura de este sistema sigue una arquitectura *Encoder-Decoder*, compuesta internamente por dichos componentes, un *encoder* y un *decoder* que implementan redes neuronales recurrentes, concretamente LSTM o en menor número de casos GRU (*Gated Recurrent Units*).

La tarea del *encoder* consiste en resumir la información de la secuencia que se introdujo como entrada en forma de un vector de estado oculto o *context* y enviar los datos resultantes al *decoder*. El objetivo principal de este vector es encapsular la información de todos los elementos de entrada para ayudar al *decoder* a realizar predicciones precisas. Para calcular el estado oculto t-ésimo de la secuencia se utiliza la fórmula representada en la ecuación 2.5, donde x_t corresponde a la secuencia de entrada en

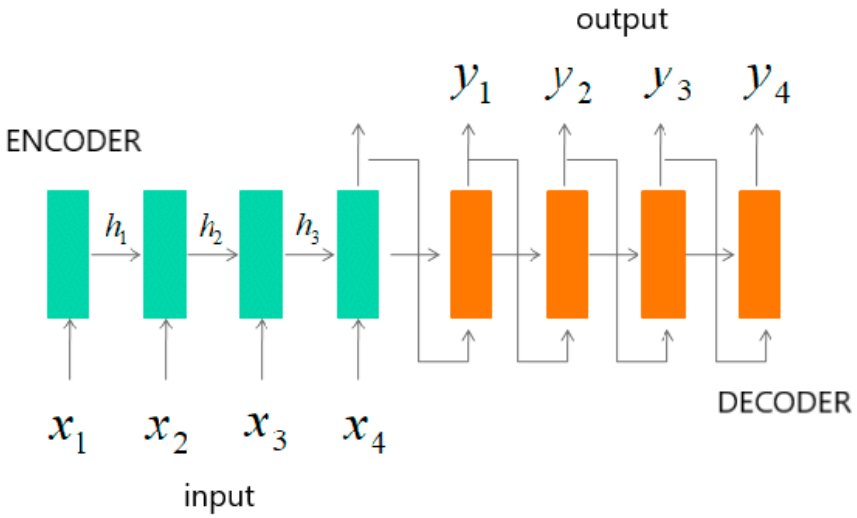


Figura 2.8: Arquitectura de un sistema Seq2Seq

el instante de tiempo t y W representa la matriz de pesos a aplicar sobre los datos de entrada W^{hx} y sobre la salida de la celda del instante anterior W^{hh}. Para cada una de las celdas del *encoder* se calcula su vector de estado oculto, generando la última celda (en el instante de tiempo t) el vector de estados finales.

$$h_t = f(W^{(hx)}x_t + W^{(hh)}h_{t-1}) \tag{2.5}$$

Por su parte, el *decoder* utiliza como estado inicial la salida del *encoder* correspondiente al vector de estados finales, calculando cada celda su estado oculto con la fórmula 2.6. Una vez que se obtiene el estado oculto h_t, puede generarse la secuencia de palabras final aplicando al dataset de palabras junto con h_t la función *softmax*.

$$h_t = f(W^{(hh)}h_{t-1}) \tag{2.6}$$

Aunque esta aproximación parece solucionar muchos de los problemas de modelos anteriores, añade o mantiene limitaciones. Una de ellas es el cuello de botella que se genera en el último estado oculto del codificador ya que toda la información de la entrada debe atravesar el *encoder* hasta este último punto para poder pasarle toda la información junta al *decoder*. Además, ya que se intenta mapear una secuencia de

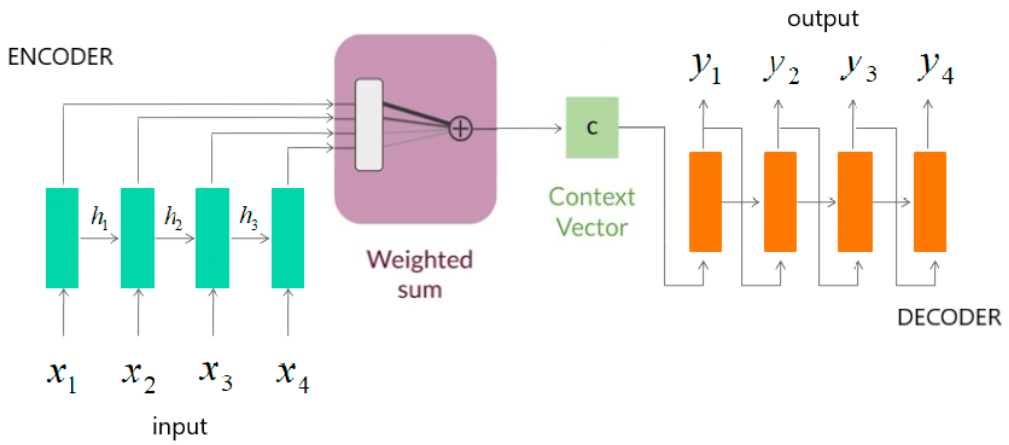


Figura 2.9: Arquitectura de un sistema Seq2Seq con mecanismo de atención

longitud variable en una memoria de longitud fija y en el caso de textos largos podría perderse parte de la información.

2.4.3.4. Mecanismos de atención

Ante los problemas mencionados anteriormente, se plantea la utilización de mecanismos de atención que permiten que el *decoder* no tenga que recibir toda la información del *encoder*, sino que se fija en aquellas palabras más importante que producen los estados ocultos de codificador en cada uno de sus pasos. Estos mecanismos de atención fueron introducidos inicialmente por Bahdanau et al. (2014) para la traducción automática aunque posteriormente se ha aplicado a una multitud de áreas.

Para conseguir estos beneficios del mecanismo de atención, se modifica ligeramente la arquitectura del sistema añadiendo una capa intermedia entre el codificador y decodificador que recibe los estados ocultos que se van generando en el *encoder*. Sin embargo, no se espera a que todos los estados ocultos estén calculados sino solo los más importantes a los que se les establece un mayor peso. Para que el almacenamiento de los estados ocultos no sea ineficiente, los estados ocultos recibidos se combinan en un vector llamado *vector de contexto* que contendrá más o menos información de las palabras dependiendo de su peso (figura 2.9). Estos pesos se calculan comparando el último estado oculto del *decoder* con cada uno de los estados del codificador determinando así las palabras más importantes.

2.4.4. Modelos pre-entrenados: Transformers

Los modelos pre-entrenados son modelos de aprendizaje profundo o *Deep Learning* que surgieron como una evolución de los modelos Seq2Seq. Estos modelos de lenguaje son entrenados bajo grandes conjuntos de datos para realizar diversas tareas de Procesamiento de Lenguaje. Como parten de un conocimiento base, pueden ajustarse a tareas específicas sin requerir un entrenamiento desde cero. Este pre-entrenamiento es la clave de porque son tan valiosos, ya que permiten sin una gran esfuerzo computacional (normalmente tardan en entrenarse semanas o meses con los mejores computadores) construir un sistema de generación de lenguaje adaptándose al objetivo buscado. Otra ventaja de la existencia de este tipo de modelos es la posibilidad de elección de una pequeña *dataset* para realizar el entrenamiento ya que los patrones lingüísticos generales ya se han aprendido durante el entrenamiento previo.

Dentro de este tipo de modelos pre-entrenados, destacan los *Transformers* (Vaswani et al., 2017). Estos modelos revolucionaron el Procesamiento de Lenguaje desde el momento en que se presentaron. Se basan en modelos Seq2Seq con mecanismos de atención y tratan de remediar los problemas de generación de este tipo de sistema. Recapitulando, la arquitectura neuronal recurrente propia del Secuencia a Secuencia implicaba un procesamiento secuencial para codificar la entrada en el *encoder*. Posteriormente, se procesaba la información procedente del último estado oculto de codificador en el *decoder* de la misma manera. Este procedimiento secuencial dificulta aplicar este tipo de modelos a la generación de textos largos, ya que tomaría mucho tiempo procesar todas las palabras de entrada a través de las distintas partes de la arquitectura. Ante esta problemática surgieron los mecanismos de atención que lograban paliar el cuello de botella producido en el último estado oculto del *encoder*. Esta arquitectura mantenía las Redes Neuronales Recurrentes en codificador y decodificador como las LSTMs, sin embargo los *Transformers* las sustituyeron por otras funciones lineales y no lineales que permitían un procesamiento mucho más rápido de la información.

El modelo *Transformer* sustituye la capa de atención del modelo Seq2Seq implementada como un producto de matrices (*Scaled Dot-Product Attention*), una función bilineal (Luong et al., 2015) o un perceptrón multicapa (*Multi-layer Perceptron*), dependiendo del modelo, mejorando su rendimiento. El núcleo del modelo *Transformers* reside en el mantenimiento de los productos escalares de matrices (*Scaled Dot-Product Attention*) que posibilitan una gran eficiencia en tiempo y memoria ya que consiste únicamente en unas multiplicaciones básicas de matrices. Sin embargo, este mecanismo formará parte de la capa de atención multi-cabeza (*Multi-Head Attention*) que

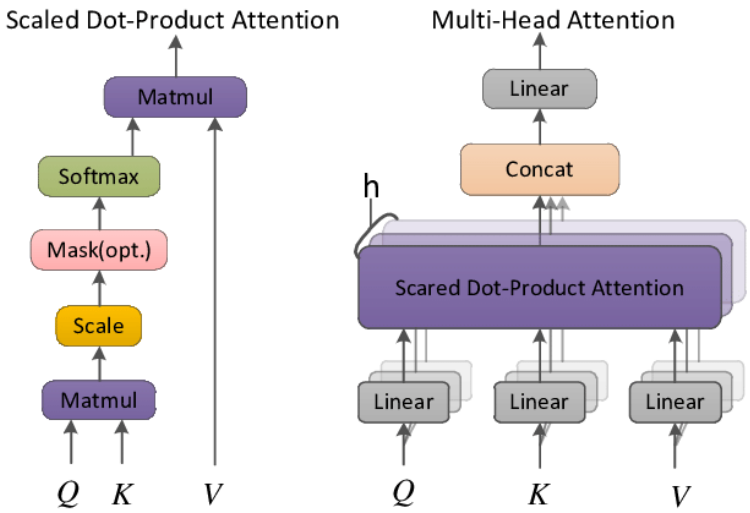


Figura 2.10: Capa de atención de *Transformers* (Zhou et al., 2019)

viene sustituir la función completa de la capa de atención del Secuencia a Secuencia. El *Multi-Head Attention* es un procedimiento consistente en varias capas en paralelo del anterior *Scaled Dot-Product Attention*. Esta opción permite el procesamiento simultáneo de las diferentes entradas necesarias para la generación de texto que en el modelo con atención de Secuencia a Secuencia se realizaba de manera secuencial, lo que permite un procesamiento más eficiente, especialmente de grandes corpus de texto.

La arquitectura externa del modelo *Transformer* no dista demasiado de las explicadas anteriormente ya que se trata de una evolución de los modelos Seq2Seq, manteniendo la existencia del *encoder* y del *decoder*. Las modificaciones se realizan en la estructura interna de ambos componentes.

El *encoder* o codificador comienza con un módulo *Multi-Head Attention* que realiza *Scaled Dot-Product Attention* sobre la secuencia de entrada. A este procedimiento le siguen varias capas de normalización y conexión residual [2] para terminar con una capa de prealimentación (*Feed-Forward Layer*) y otra capa de normalización y conexión residual.

El *decoder* o decodificador está compuesto de una estructura similar aunque algo más complicada. Comienza con un módulo compuesto por *Multi-Head Attention* enmascarado para que posteriormente cada una de las palabras dependa únicamente de las palabras previas en el corpus. A continuación, una estructura semejante al *encoder* recibe como entrada la salida del módulo anterior y la salida del codificador. Para fi-

[2] Más información en https://towardsdatascience.com/what-is-residual-connection-efb07cab0d55

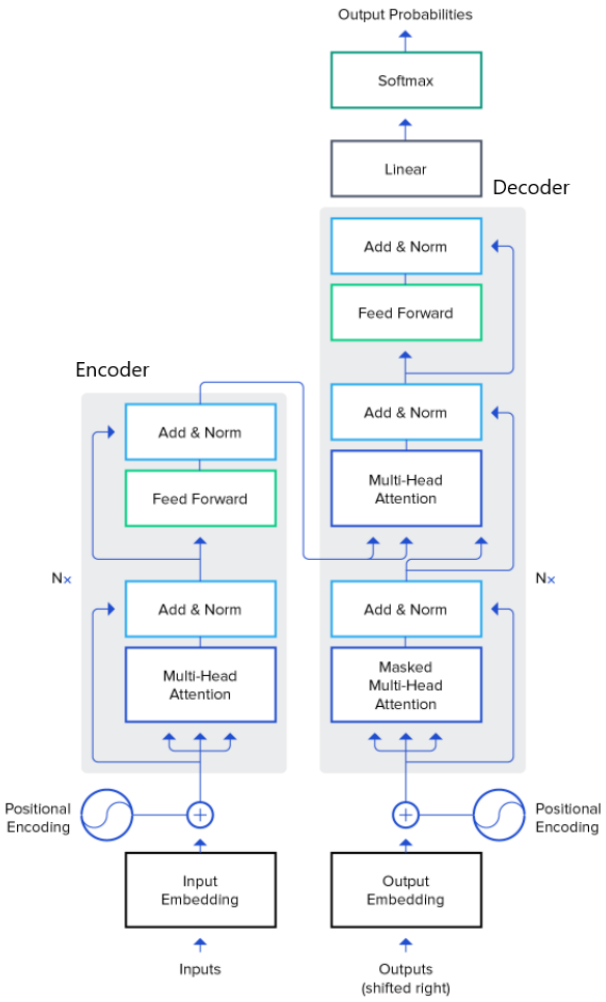


Figura 2.11: Arquitectura del modelo Transformer

nalizar, aplica una serie de funciones lineales y la función de activación *Softmax*. De esta manera así obtiene diferentes probabilidades que generan la salida del sistema (figura 2.11).

Hay que destacar la existencia de una herramienta en Python denominada *transformers* que proporciona una serie de sistemas de propósito general para Natural Language Understading (NLU) y Natural Language Generation (NLG). Ofrece más de 32 modelos preentrenados en más de 100 idiomas, entre los que se encuentra el español. Entre los modelos más utilizados encontramos los famosos GPT-2 y BERT junto con un gran número de variaciones de ellos dependiendo de los datos utilizados para su entrenamiento.

2.4.4.1. GPT-2

GPT-2 (*Generative Pretrained Transformer*) es un modelo GLN presentado por OpenAI en el año 2019 basado en redes neuronales para secuencias, basadas en la autoatención enmascarada(*masked self-attention*), y que ha sido construido sobre una arquitectura Transformer. El objetivo de este sistema es construir una distribución de probabilidad en la que para cada palabra posible a generar se le asigna una probabilidad en función del contexto anterior. Se trata de un modelo que ha sido preentrenado con un conjunto de datos correspondiente a las 8 millones de páginas web mejor valoradas en Reddit, lo que resulta en una gran base de conocimiento para generar textos automáticamente de manera muy correcta.

La potencia de este modelo es tal que sus creadores no quisieron en un primer momento publicar la versión completa por miedo de que se pudiera utilizar de manera ilícita. Según fueron pasando los años, se fueron liberando progresivamente diferentes versiones del modelo original ya que comenzaban a surgir otros proyectos con potencias igualmente competitivas. Estas diferentes versiones se diferenciaban en el número de parámetros que admitía la arquitectura y de esta manera se conseguía limitar su funcionamiento. La primera versión contaba con 117 miles de millones de parámetros mientras que la última versión, publicada en 2020, posee 1,5 billones.

GPT-2 únicamente está disponible en inglés aunque puede hacer uso de Google-Translate API para generar textos en otros idiomas. Es importante resaltar que al depender del traductor se puede ver disminuida la calidad de generación de lenguaje.

2.4.4.2. BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) es un modelo NLP desarrollado por Google y publicado a finales de 2018 (Devlin et al., 2019). Está basado redes neuronales bidireccionales que tratan de predecir las palabras perdidas (enmascaradas) en una oración y determinar si dos oraciones consecutivas son continuación lógica entre sí para determinar si están conectadas por su significado. Aunque originalmente no estaba destinado a la generación de textos, **?** publicaron un método de utilización de este sistema para conseguir la generación de lenguaje que parece dar muy buenos resultados. De hecho, consiguió mejorar los resultados de la versión publicada en aquellos tiempos por GPT-2.

De este modelo han surgido numerosas variaciones que se han publicado a lo largo

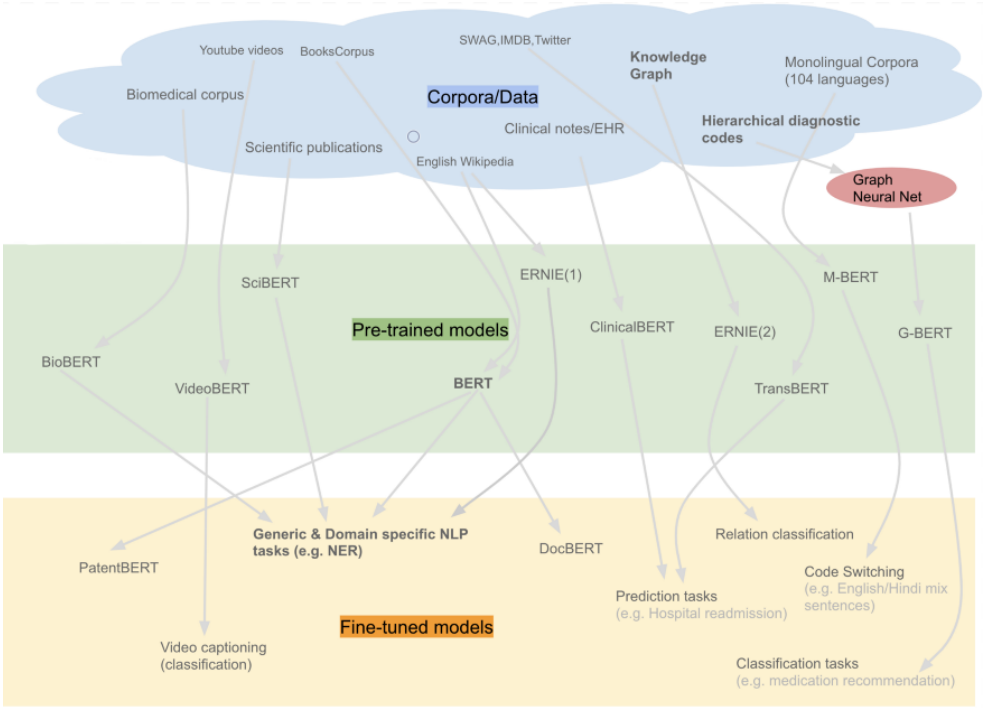


Figura 2.12: Modelos surgidos a partir de BERT

de estos años. Como se puede apreciar en la figura 2.12, encontramos distintas ramificaciones que podemos dividir en dos grupos: modelos preentrenados con un corpus específico perteneciente a un dominio y modelos *fine-tuned* que se ajustan a una tarea específica utilizando un modelo previamente entrenado (Rajasekharan, 2019). Otras variaciones de BERT corresponden a los modelos construidos a partir de él pero entrenados en otros lenguajes para generar textos en otra lengua distinta al inglés, que es la original. Beto es la versión en Español de BERT (Cañete et al., 2020) y ha sido entrenado con una gran corpus en dicho idioma.

2.4.5. SimpleNLG

SimpleNLG es una API de Java que proporciona interfaces que ofrecen un control directo sobre la tarea de realización. Define un conjunto de tipos léxicos, correspondientes a las principales categorías gramaticales, así como formas de combinarlos y establecer valores de características.

Esta orientado a la generación de oraciones gramaticalmente correctas en sistemas *data-to-text*. Aunque originalmente solo estaba disponible para textos de lengua inglesa, actualmente se encuentra versionado para muchos idiomas, entre ellos el español.

La versión española de esta herramienta se llama SimpleNLG-ES y realmente se trata de una adaptación bilingüe de la versión original en inglés.

Esta herramienta se basa en la flexibilidad a la hora de generar textos mediante la utilización de manera combinada de sistemas basados en esquemas y otros sistemas más avanzados; robustez generando salidas (aunque en ocasiones incorrectas) cuando las entradas estén erróneas o incompletas; e independencia entre las operaciones de decisión de morfología y sintácticas.

2.5. Proyectos relacionados

Muchos son los enfoques que se han estudiado para tratar de perfeccionar la generación de lenguaje natural. Los más tradicionales seguían la metodología presentada en el apartado 2.3 de este documento. En ella dividían el problema principal en varios subproblemas o tareas. Entre ellas se incluía la selección de contenido, estructuración del texto, agregación, lexicalización, generación de expresiones de referencia y finalmente, la realización (Reiter y Dale, 1997). Sin embargo, en los últimos años ha crecido el interés por mirar más allá de aquella arquitectura. Los sistemas presentados en la sección 2.4 surgieron para romper con ella.

Todos estos sistemas presentados anteriormente tienen muy poca capacidad o poca calidad a la hora de generar textos de manera controlada. Algunos de ellos como GPT-2 generan textos a partir de una oración inicial, resultando su salida un texto de tamaño variable que da continuidad a la oración de entrada. Otros como BERT son capaces de generar palabras perdidas dentro de una oración. Sin embargo, pocos de ellos son capaces por sí mismos de generar contenido de manera controlada a partir de una información dada en todos los puntos de su generación.

Por todo esto, han surgido varios sistemas como DICE (Yang y Tiddi, 2020) que utilizarán estos modelos ajustándolos con el objetivo de controlar la generación del texto resultante. Como se muestra en la figura 2.13, este sistema está compuesto por dos capas. La primera capa toma como entrada unas palabras clave introducidas por el usuario y forma un Grafo de Conocimiento. A continuación y para conectar ambas capas, utiliza tripletas como interfaz. Estas tripletas se pueden construir a partir del grafo o extraerse de un corpus de historias denominado ROCStory. Estas tripletas sirven como entrada a un sistema de generación de texto que utiliza GPT-2 para generar pequeñas historias.

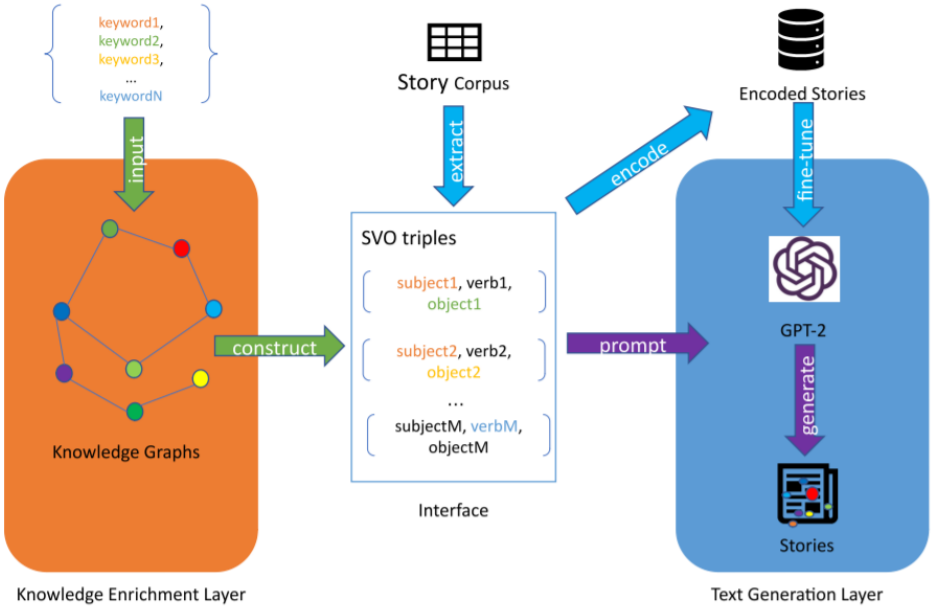


Figura 2.13: Arquitectura del sistema DICE

Sidhath | profession | Doctor && Sidhart |home_town | Bombay Sisdath is a Doctor andis located in Bombay
Nie_Haisheng | birthDate | 1994-10-13 && Nie_Haisheng | occupation | Fighter_pilot Born on the 13th of October 1994, Nie Haisheng, was a fighter pilot

Figura 2.14: Entrada y salida del sistema T5

Otro enfoque parecido utiliza una conocida dataset llamada WebNLG para entrenar un Modelo de Lenguaje. Esta base de datos contiene correspondencias entre textos y tripletas y es utilizada para ajustar el Modelo de Lenguaje T5. De esta manera, es capaz de generar textos a partir de tripletas introducidas como entrada al sistema. En la figura 2.14, podemos ver el formato de entrada.

Con respecto a propuestas dentro del ámbito de generación de lenguaje en terapias de reminiscencia, no son muchos los sistemas que encontramos. Por una parte, (de Jesús y García, 2020) proponen desarrollar e implementar un modelo conversacional que pueda ayudar a los cuidadores y a sus propios pacientes con Alzheimer a realizar un mayor número de terapias de reminiscencia periódicas para así potenciar los beneficios de estas. Se centra en generar conversaciones personalizadas entre el prototipo del sistema conversacional y el paciente con el fin de recoger información

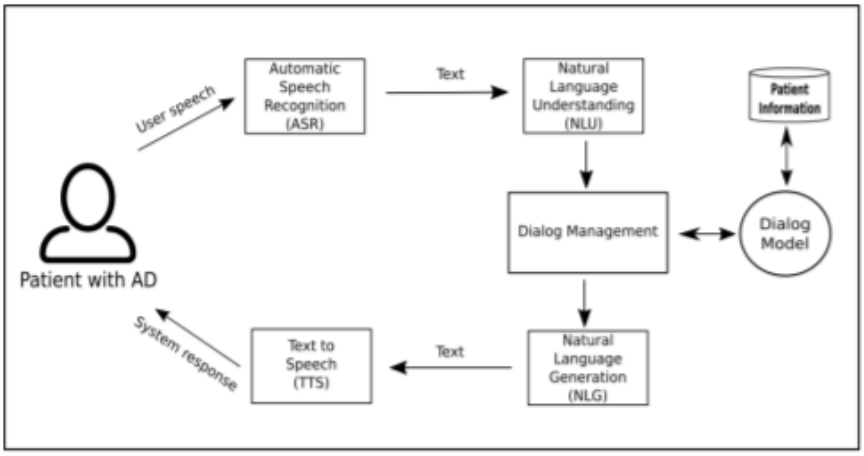


Figura 2.15: Arquitectura modelo conversacional (**?**).

relacionada con sus gustos, historial y estilo de vida. Su arquitectura, como se muestra en la figura 2.15, esta integrada por varios módulos: módulo de Reconocimiento Automático de Voz, Comprensión del Lenguaje Natural, Gestión de Diálogos, Modelo de Diálogos, Generación de Lenguaje Natural y Text-to-Speech.

En otra investigación (realizada por Shi y Setchi (2012)), se propone el desarrollo de un sistema computarizado llamado Life Story Book (LSB), que facilita el acceso y la recuperación de recuerdos almacenados que se utilizan como base para interacciones positivas entre ancianos y jóvenes, y especialmente entre personas con deterioro cognitivo y miembros de su familia o cuidadores. Para facilitar la gestión de la información y la generación dinámica de contenido, este artículo presenta un modelo semántico de LSB que se basa en el uso de ontologías y algoritmos avanzados para la selección de características y la reducción de dimensiones. Para terminar, propone un algoritmo llamado Onto-SVD que combina la selección de características semánticas y la ontología orientada al usuario con la utilización de SVD como método de reducción de dimensiones para lograr la identificación de temas basada en la similitud semántica.

Capítulo 3

Análisis del problema y especificación de requisitos

Evgeny Morazov, en su obra (Morozov, 2015) manifiesta que "todos se apresuran a celebrar la victoria, pero nadie recuerda qué pretendía conseguir". Con estas palabras se pretende exponer la importancia de una buena investigación previa y análisis. En este capítulo se abordarán diferentes problemas a tener en cuenta antes de hacer frente la construcción de un sistema para la consecución de los objetivos expuestos. Primero se describirá la dificultad de los terapeutas para la composición íntegra de una historia de vida. Así mismo, se abordaran una serie problemas implicados en la generación deficiente de textos relacionados con la utilización de aproximaciones neuronales para dicha generación.

3.1. Dificultad de composición de historias de vida

Las historias de vida tradicionalmente tienen un formato en papel. Esto supone una serie de limitaciones obvias. Por una parte, encontramos la necesidad de almacenamiento de una gran cantidad de información. Ya que se trata de recopilar la mayor información posible respecto a la vida completa de una persona, después del proceso de extracción de datos, es necesario almacenarla en algún lugar. De manera tradicional, suele apuntarse toda la información en libros o si se opta por una decisión más innovadora, en formato electrónico. Además, la gestión de todo este contenido es muy complicado. Por otra parte, como paso previo a la escritura de la historia de vida, es

necesario realizar una selección adecuada de los datos que se van a incluir sin dejar ninguna información relevante atrás. También hace falta concebir la estructura del escrito y que datos corresponden a cada una de dichas partes.

Si se consigue hacer este proceso de manera satisfactoria, se puede comenzar con la redacción de la historia de vida. Quienes escriben estas historias son los propios terapeutas y como escribir no es para nada simple, pueden tener ciertas dificultades a la hora de buscar combinaciones perfectas de palabras que expresen ciertos conceptos, perder tiempo leyendo una y otra vez una misma oración que no parece convencerle o simplemente quedarse sin ideas.

Por otra parte, la existencia de sistemas que permitan ayudarles en la tarea de clasificación de datos y redacción es prácticamente nula. Con los enfoques adecuados de generación de lenguaje podría llegar a construirse un sistema capaz de ello pero todavía existen ciertas limitaciones.

3.2. Problemas en la generación de lenguaje

Con el avance de los modelos de generación de lenguaje natural, se ha empezado a prestar más atención a las limitaciones y riesgos potenciales de este tipo de sistemas. Los sistemas más modernos y en los que los investigadores fijan principalmente su atención son modelos de *Deep Learning* basados esencialmente en redes neuronales profundas que han sido capaz de mejorar drásticamente la calidad de generación de lenguaje respecto a otros sistemas anteriores. Sin embargo, junto con estas mejoras, debido a las características intrínsecas de estos modelos computacionales, estos modelos son más propensos a fenómenos que conllevan una generación errónea de textos. Por una parte la llamada *degeneración* produce salidas incoherentes o atascada en bucles repetitivos de palabras o expresiones. Otros modelos GLN en algunas ocasiones generan textos de salida sin sentido alguno o con datos para nada respaldados en la información introducida como entrada. Este fenómeno es conocido como *alucinación* y perjudica seriamente la aplicabilidad de los modelos neuronales de generación de lenguaje en casos prácticos donde la precisión de la información es vital y el nivel de tolerancia hacia las alucinaciones es nulo.

3.2.1. Alucinaciones

Con *alucinación* nos referimos al fenómeno en el que un modelo, especialmente de tipo neuronal "*end-to-end*", produce información de salida que no es fiel a los datos provistos como entrada al sistema.

Este fenómeno se da en una diversidad de sistemas condicionales de generación de lenguaje. Rebuffel et al. (2022) en su artículo, *Controlling Hallucinations at Word Level in Data-to-Text Generation* destaca la existencia de alucinaciones en la generación *data-to-text* en un modelo neuronal entrenado a partir de bases de datos como *Totto* (Parikh et al., 2020). La entrada al sistema es una tabla. Una vez generado el texto de salida se puede comprobar que la palabra "Italian" a la que denomina *enunciado divergente* no es respaldada por los datos de entrada (figura 3.1a).

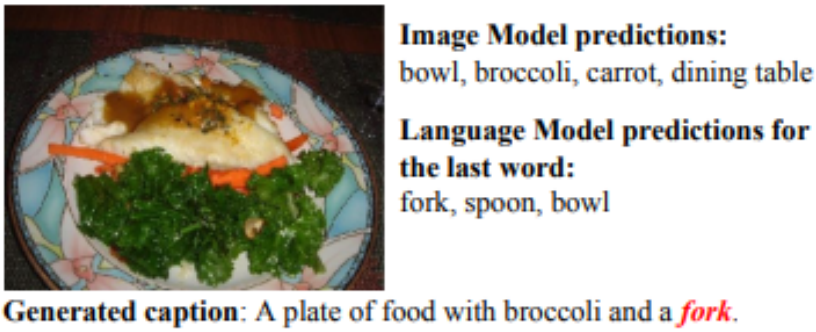
Por otro lado, Rohrbach et al. (2018) subraya la existencia de alucinaciones en la generación de descripciones de imágenes. Estos tipos de sistemas se componen de dos modelos diferenciados. Por una parte, un modelo de predicción de imagen que trata de extraer los objetos de la misma y por otra, un modelo de predicción de lenguaje basado en la probabilidad de la siguiente palabra a generar. De esta forma, se analizaron las diferencias de predicción entre ambos modelos (figura 3.1b) y llegaron a la conclusión de que en la mayoría de los casos la descripción generada se basaba principalmente en el modelo de lenguaje con el objetivo de conseguir una descripción más consistente semántica y sintácticamente. En el caso de estudio, la imagen sirve de entrada al sistema y se comprueba la predicción de ambos modelos nombrados anteriormente para la última palabra a generar. Mientras que el modelo de imagen predice palabras como "bol", "brocoli" o "zanahoria", el modelo de lenguaje propone "tenedor", "cuchara" o "bol". Finalmente, la descripción generada utiliza "tenedor" para completar la frase aunque no aparece en la imagen produciéndose una alucinación.

3.2.1.1. Tipos de alucinaciones

Aunque nos referimos a las alucinaciones de manera general como datos generados erróneamente. Atendiendo al resultado de la generación y por tanto a las consecuencias que puede tener esta generación, (Ji et al., 2022) distingue dos tipos de alucinaciones.

Con *alucinaciones intrínsecas* (figura 3.2a)se refiere a la generación de textos de salida que contradicen los datos de entrada. Mientras que las *alucinaciones extrínsecas*

(a) Alucinaciones en generación DT2



(b) Alucinaciones en generación de descripciones de imágenes

Figura 3.1: Alucinaciones en distintos sistemas

(figura 3.2b) son aquellas que generan una salida que no puede ser verificada a partir de los datos de entrada. Ambos tipos de alucinaciones generan datos no respaldados por la información que constituye los datos de entrada. Sin embargo, este último tipo de alucinaciones no siempre genera una salida errónea ya que no se puede asegurar que los datos generados sean incorrectos.

Si nos preguntamos el porqué de la existencia de las alucinaciones cuando se introducen unos datos de entrada a un sistema entrenado, potencialmente bajo un modelo de red neuronal, de manera satisfactoria y haciendo uso de una base de datos que nos permite realizar la tarea que tenemos como objetivo; tenemos que tener en cuenta las posibles causas origen que generan este problema.

La generación errónea de los datos de salida, según Ji et al. (2022), puede deberse a una divergencia en los datos utilizados para entrenar el modelo. Esta divergencia aparece cuando la relación entre los datos fuente-referencia está mal construida. Aunque el modelo base funcione correctamente, el modelo que ha sido entrenado bajo esta base de datos con divergencias puede alentar a generar una salida que no es fiel a los datos proporcionados como entrada. Otro escenario problemático emerge con la existencia de ejemplos de datos del conjunto duplicados y que han filtrados de una

input

TEAM	CITY	WIN	LOSS	PTS	FG_PCT	BLK
Rockets	Houston	18	5	108	44	7

output The Houston Rockets **(18-4)** defeated the Denver Nuggets (10-13) 108-96 on Saturday.

(a) Alucinación intrínseca

input

TEAM	CITY	WIN	LOSS	PTS	FG_PCT	BLK
Nuggets	Denver	10	13	96	38	7

output **Houston has won two straight games and six of their last seven.**

(b) Alucinación extrínseca

Figura 3.2: Tipos de alucinaciones

manera incorrecta. Cada vez más, los corpus de texto se incrementan en tamaño con el paso del tiempo y debido a la imposibilidad de revisión humana de todos estos grandes conjuntos de datos, pierden calidad respecto a los corpus más pequeños. Lee et al. (2021) afirma que el 10 % de los ejemplos de las bases de datos más empleadas en generación de lenguaje natural están repetidas en numerosas ocasiones. También destaca, que cuando estos ejemplos de datos duplicados pertenecientes a un conjunto se utilizan para entrenar un sistema, sesga el modelo para favorecer la generación de estas frases duplicadas. Si además también participaran de divergencias en entre la fuente y la referencia de los datos, la existencia de alucinaciones se multiplicaría.

Otras de las razones de la existencia de las alucinaciones, corresponde a las características propias del modelo de red neuronal. Aún partiendo de una base de datos perfecta, sin duplicados ni divergencias algunas, las opciones de entrenamiento y modelado de estos sistemas influirían generando textos de salida incorrectos. Por una parte, la incapacidad de comprensión del modelo de los datos de entrada debido a la generación de correlaciones incorrectas entre las diferentes partes de los datos de entrenamiento por parte del codificador, puede conllevar a un mal aprendizaje por parte del modelo. Así mismo, la estrategia de decodificación utilizada, correspondiendo en estos casos la elección a estrategias que añaden aleatoriedad o diversidad en la generación, están relacionadas directamente con el incremento de las alucinaciones.

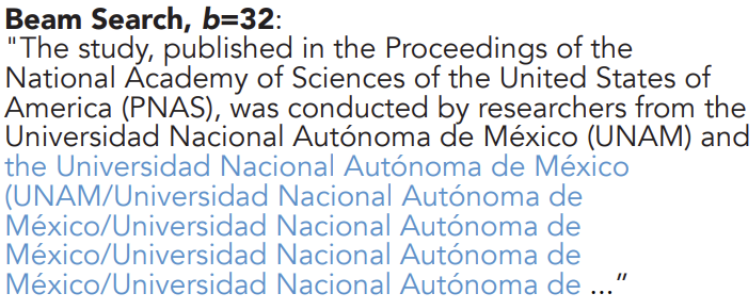


Figura 3.3: Ejemplo de degeneración con Beam Search

3.2.2. Degeneración

Algunos modelos de redes neuronales conocidos, como GPT-2, se basan en la aleatoriedad de la salida como su objetivo principal frente a la maximización de la probabilidad. Esto se debe a que buscan la mayor similitud en la generación entre el procesamiento textual de la información por parte de un sistema y un humano. Para conseguir esta diversidad en la salida de la generación, se hace uso de estrategias de decodificación aleatorias, ya que las estrategias que buscan la maximización de la probabilidad para obtener mayores puntuaciones de similitud, especialmente en el caso de los textos largos, con frecuencia abocan a textos con repetitivos e incoherentes. Un ejemplo de estrategia de decodificación que alienta a degeneraciones es *Beam Search*. En la figura 3.3, se muestra el texto de salida generado por GPT-2 que utiliza esta estrategia de decodificación. Destaca en color azul las repeticiones producidas en la salida, claro ejemplo de degeneración.

3.2.3. Falta de representación de los datos de entrada

Esta limitación podría considerarse justo la contraria a las alucinaciones. Si en esta última se generaba mayor información de la proporcionada en los datos de entrada, también se da el caso de falta de representación de alguno o todos los datos de entrada. Se trata de un problema igual de grave que si se generaran datos erróneos (como las alucinaciones intrínsecas) en las que en el caso de una resolución médica, una mala interpretación de los datos de entrada podría llegar a poner en peligro la vida de una persona. En este caso, dependiendo del grado en que no aparezcan representados en la salida los datos introducidos como entrada, se tendría un impacto de diferente gravedad. Si unos datos muy importantes (en el ejemplo del caso médico) no se tu-

vieran en cuenta, podría llegarse también a un diagnóstico potencialmente diferente al que se generaría si se hubiera incluido este dato. Así mismo si el número de datos no introducidos fuera elevado. En el caso de no aparición en la salida de datos poco relevantes o de perder poca información, el impacto que supondría sería leve.

Capítulo 4

Modelos de lenguaje para la generación de texto

En este capítulo se realizará una aproximación a diferentes modelos de lenguaje basados en redes neuronales para la generación de texto. La motivación de este capítulo reside en la necesidad de comprender el funcionamiento de lo que podría ser considerado el núcleo de un sistema de generación: el modelo de lenguaje. El cometido de este componente es la generación, a partir de una entrada dada, de una salida determinada acorde al propósito que se pretende conseguir con la construcción del sistema.

Se realizará un acercamiento a los modelos de lenguaje más empleados en la actualidad: GPT-2, BERT y T5. La selección de estos tres modelos no es una decisión arbitraria sino que se escogieron aquellos que resultan ligeramente distintos...

4.1. GPT-2 (*Generative Pretrained Transformer*)

Como se expuso en la sección 2.4.4, GPT-2 (*Generative Pretrained Transformer*) es un modelo de generación de lenguaje que sigue una arquitectura de tipo *Transformer*. Creado por OpenAI en 2019, desde el primer momento fue considerado un gran éxito en el campo del Procesamiento de Lenguaje debido a sus más de 1.5 billones (americanos) de parámetros.

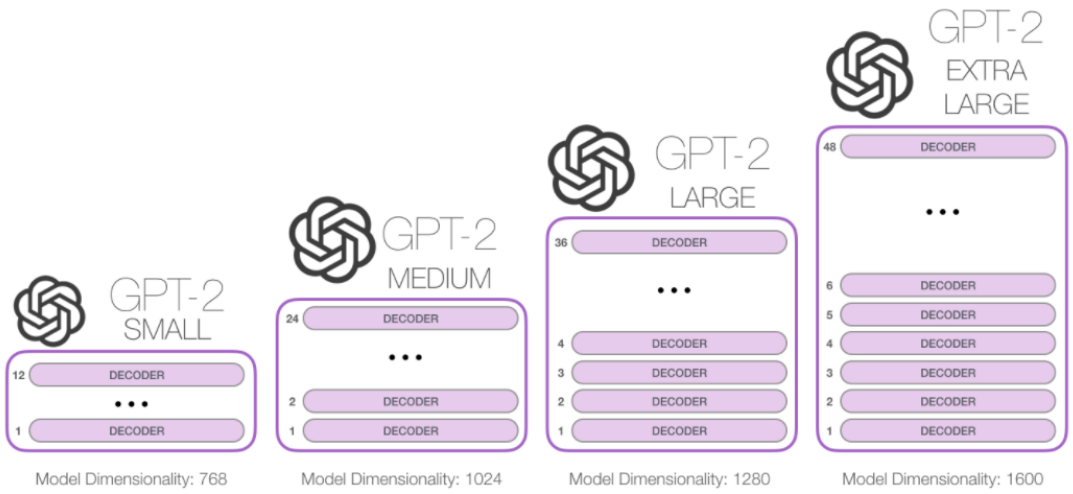


Figura 4.1: Distintos tamaños de GPT-2 y número de decodificadores que emplean

Arquitectura

La arquitectura de GPT-2 es muy similar a la del modelo tranformer. Este modelo estaba formado por un *encoder* y un *decoder*. Esta arquitectura era apropiada para abordar determinadas tareas muy específicas de generación de lenguaje como era la traducción automática. Sin embargo, GPT-2 desecha esta arquitectura fija utilizando exclusivamente una pila de decodificadores del modelo transformer. El número de decodificadores apilados en esta pila varía con el tamaño de GPT-2 utilizado. En el caso de *GPT-2 Small*, se utilizan únicamente doce *decoders*, mientras que el modelo de mayor tamaño, *GPT-2 Extra Large* ocupa hasta cuarenta y ocho *decoders*. Estos datos se pueden contemplar en más profundidad en la figura 4.1.

Otra idea importante es la característica unidireccionalidad de este modelo. Que un modelo de lenguaje sea unidireccional quiere decir que se centra únicamente en la secuencia anterior a la última palabra sin tener en cuenta ninguna secuencia posterior. Una vez generada la nueva palabra, esta se añade a la secuencia de entrada. Esta nueva secuencia se convierte en la nueva entrada al modelo en el siguiente paso. Esta idea se denomina *auto-regresión* o *auto-regression*. De esta manera, se parte de una entrada (podría ser el *token* de entrada <s>) y obtiene la salida a través de la pila de decodificadores produciéndose un vector a lo largo del camino. Este vector se compara con el vocabulario del modelo (en el caso de GPT-2, este vocabulario está formado por 50000 palabras) y se selecciona el *token* de mayor probabilidad. En el siguiente instante de tiempo, se añade este *token* a la secuencia de entrada y se genera, de igual

forma que para el primer *token*, la salida a través de las capas de decodificadores. Al contrario que los modelos bidireccionales, en este segundo instante de tiempo no se va a reinterpretar el primer *token*, ya que solo se genera hacia delante.

Representación de la entrada

En el apartado anterior se habló del concepto *token*. La tokenización, en el campo del Procesamiento de Lenguaje Natual, se refiere al proceso de transformación de una secuencia de palabras o símbolos a *tokens* para que la máquina pueda comprender el lenguaje humano y contexto detrás de él. El proceso de tokenización en GPT-2, se basa en la obtención de subpalabras mediante un algoritmo de codificación de pares de bytes (*Byte Pair Encoding* o *BPE*).

El algoritmo BPE (Gage, 1994) es un algoritmo de tokenización basado en subpalabras. Su objetivo principal es la resolución de los problemas de otros tipos de tecnologías basadas en palabras o en caracteres mediante un enfoque intermedio. De manera teórica, BPE es una forma simple de comprensión de datos en el que el par más común de bytes de datos consecutivos se reemplaza con un byte que no aparece en esos datos. Esta idea garantiza que las palabras más comunes se representen en el vocabulario como un solo *token*, mientras que las palabras menos habituales se dividen en dos o más tokens de subpalabras.

Pre-entrenamiento

El entrenamiento de GPT-2 se realizó sobre un gran corpus de texto en inglés conocido como *WebText*, siguiendo un entrenamiento denominado auto-supervisado (*self-supervised*). Este proceso se realiza con los textos sin procesar, es decir, sin que los humanos etiqueten los datos de entrada de ninguna manera. La ventaja reside en que debido a la gran cantidad de datos que contenía el corpus, este procedimiento de etiquetado no se podría llevar a cabo. Concretamente, este modelo se entrena para predecir la siguiente palabra en una oración dada como entrada.

Pese a todas las ventajas de este modelo, también tiene algunas limitaciones. Una de ellas, producida por el conjunto de datos seleccionado y por el propio entrenamiento aplicado, es la existencias de sesgos en la generación. Ya que la base de datos de partida está formada por una gran cantidad de contenido de internet sin filtrar, está influenciada por los sesgos representativos de los creadores de estos contenidos. En concreto, bajo la entrada “El hombre blanco trabajaba como”, la salida generaba

como posibles palabras de continuación a la oración "periodista" o "conductor de autobús", frente a la respuesta "esclavo" cuando se modificaba la raza de la persona de la oración de entrada.

Para entrenar el modelo se creó una base de datos, llamada *WebText*, formada a partir de la extracción de todas las páginas web de los enlaces salientes en Reddit que recibieron una determinada puntuación mínima, para garantizar la calidad y significancia del enlace. Las páginas de Wikipedia relacionadas con estos enlaces se eliminaron. Es por esto que GPT-2 no está entrenado bajo ningún texto de Wikipedia. El conjunto de datos resultante es un enorme corpus de 40GB de textos preparado para el entrenamiento de este modelo, GPT-2 (Radford et al., 2019).

Prueba de funcionamiento

Para comprender el proceso de generación de texto con este modelo se realizaron una serie de pruebas de funcionamiento básico. Para la obtención del modelo y del tokenizador se utilizó la API *Transformers* de la herramienta *Hugging Face* que proporciona Python para la descarga y entrenamiento de modelos preentrenados. El modelo preentrenado utilizado es *GPT2HeadModel*, una configuración del modelo GPT2 preparado para modelado de lenguaje. Por otra parte, el *tokenizer* empleado es *GPT2Tokenizer* basado en el algoritmo *Byte-Pair-Encoding* visto anteriormente. Este tokenizador tiene en cuenta los espacios y por tanto asignará diferentes *tokens* teniendo en cuenta también dicho carácter. Se puntualiza que con el parámetro $add\_prefix\_space = True$ se puede sortear este comportamiento aunque no es lo recomendable ya que el modelo no está preentrenado de esa manera y podría derivar en una disminución del rendimiento. El resultado de aplicar a un texto inicial el *GPT2Tokenizer* se puede comprobar en el código 4.1.

```
1  tokenizer('I love Transformers', add_prefix_space=False)
2 >> {'input_ids': [40, 1842, 39185], 'attention_mask': [1, 1, 1]}
3
4  tokenizer(' I love you', add_prefix_space=False)
5 >> {'input_ids': [314, 1842, 345], 'attention_mask': [1, 1, 1]}
```

Listing 4.1: Ejemplo de uso de *GPT2Tokenizer*

El resultado de aplicar la tokenización de *GPT2Tokenizer* sobre una secuencia de palabras resulta en una lista denominada *inputs_ids* que asigna un número identificador a cada uno de los *tokens* encontrados en dicha secuencia. En el ejemplo 4.2 se puede comprobar el funcionamiento del proceso de codificar y decodificar. Dada una

secuencia de entrada, en este caso *'What is love?'*, se la pasamos al tokenizador y la codificamos. Este procedimiento devuelve los *input_its* en forma de objeto *tensor* y a continuación decodificamos. La secuencia original y la resultante después de aplicar ambos proceso son similares.

```
>> original seq : What is love?
>> input_ids    : tensor([[2061,  318, 1842,   30]])
>> decoded seq  : What is love?
```

Listing 4.2: Encode y Decode

A continuación se describe el proceso completo de generación de texto con GPT2 haciendo uso del tokenizador y del modelo. Para comenzar se codifica la secuencia de entrada al igual que se realizó en el ejemplo anterior. A continuación se crea el modelo a partir del *GPT2LMHeadModel* y se genera la salida con el método *generate* (para generar el resultado final se emplearon los parámetros $max\_lenght = 50$ para establecer una longitud máxima, $num\_beans = 5$ y $no\_repeat\_ngram\_size = 2$). Para finalizar, se decodifica la salida del generador, ya que el resultado es un objeto *tensor* similar al producido en la codificación. En el ejemplo 4.3 mostrado, se genera la continuación a la secuencia de entrada dada. El resultado es un texto coherente y cohesionado.

```
>> What is love?
   Love is a word that has been around for a long time. It's a way
   of saying "I love you, but I don't know what it means to love
   someone else."
```

Listing 4.3: Ejemplo de uso de *GPT2LMHeadModel*

4.2. BERT (*Bidirectional Encoder Rrepresentarions from Transformers*)

BERT (*Bidirectional Encoder Rrepresentarions from Transformers*) o Representación de Codificador Bidireccional de Transformadores (Devlin et al., 2019) es otro modelo de la familia transformers. Al igual que GPT-2, se caracteriza por el preentrenamiento bajo una gran base de datos. En el caso del modelo BERT original se utilizan dos corpus de lengua inglesa: *BookCorpus* y *Wikipedia*. Este modelo fue desarrollado por Google en el año 2018 y desde su publicación logró un rendimiento asombroso para diferentes de tareas de Procesamiento de Lenguaje Natural.

Arquitectura

La innovación técnica clave que introduce BERT es aplicar una representación de lenguaje bidireccional. Esto significa que no solo se centra en la secuencia anterior o posterior a una palabra dada (procesamiento secuencial de los datos de izquierda a derecha o de derecha a izquierda que puede llegar a limitar el aprendizaje del contexto de una palabra), como ocurría en modelos unidirecionales como GPT-2, sino que también tiene en cuenta la secuencia contraria a este procesamiento (izquierda y derecha de la palabra). El objetivo de aplicar esta técnica es obtener un resultado con un sentido más profundo del contexto, ya que el modelo aprende el contexto de una palabra en función de su entorno por completo y un mejor flujo del lenguaje que los modelos de lenguaje unidireccionales.

Al igual que GPT2, rompe con la arquitectura de encoder-decoder manteniendo únicamente una pila de codificadores de transformadores entrenados. Esta pila está formada por distinto número de capas de codificadores dependiendo de la versión de modelo utilizada: doce *encoders* en el caso del modelo BERT Base o veinticuatro *encoders* en el caso del modelo BERT Large.

Datos de entrada

Al igual que GPT-2, BERT necesita tokenizar los datos de entrada para poder manejarlos internamente. El tokenizador utilizado por este modelo de lenguaje es *WordPiece* (Schuster y Nakajima, 2012) basado en subpalabras. Este algoritmo posee dos implementaciones: un enfoque ascendente de abajo hacia arriba y un enfoque descendente de arriba hacia abajo. El modelo BERT original utiliza el enfoque ascendente.

Este algoritmo no difiere demasiado del algoritmo BPE descrito anteriormente, ya que se trata de una versión modificada de dicho algoritmo. Sin embargo, *WordPiece* trata de solucionar un problema común del BPE, limitado por la confusión de elección de un *token* en el caso de las instancias que tiene más de una manera de ser codificadas. Debido a este problema, una misma entrada podría representarse mediante diferentes codificaciones pudiendo afectar a la precisión de las representaciones aprendidas.

Pre-entrenamiento

BERT es un modelo preentrenado bajo dos grandes corpus de lengua inglesa con datos sin etiquetar. Por una parte, *BookCorpus* (Zhu et al., 2015) disponible en *Hugging*

Face [1] es un conocido corpus de texto a gran escala destinado especialmente al aprendizaje no supervisado de codificadores y decodificadores. *BookCorpus*, está compuesto por 11038 libros (con alrededor de 74MB de oraciones y 1GB de palabras) de 16 diferentes subgéneros literarios. Otro de los corpus utilizados en el preentrenamiento del modelo es la Wikipedia inglesa, formada por textos de diversos temas y revisados por la comunidad de Wikipedia, lo que asegura una buena calidad y seguridad al entrenamiento del sistema.

Este modelo es capaz de realizar diversas tareas de procesamiento de lenguaje. Entre ellas destaca el Modelado de Lenguaje Enmascarado o MLM por sus siglas en inglés. Esta tarea de preentrenamiento del modelo se sustenta en un entranamiento con una versión corrupta de los datos, generalmente enmascarando algunos tokens al azar y dejando que el modelo prediga el texto original. Este proceso garantiza la bidireccionalidad del modelo. Para llevar a cabo este procedimiento, antes de introducir una secuencia de palabras al modelo BERT, se reemplazan aproximadamente el 15 % de las palabras de dicha secuencia por el *token* [MASK]. Seguidamente, el modelo trata de predecir el valor original de las palabras enmascaradas por el *token* en función del contexto, proporcionado por el resto de palabras no enmascaradas de la secuencia. Para poder realizar la predicción de la palabra enmascarada, se modifica ligeramente la arquitectura añadiendo una capa de clasificación a la salida del codificador. Después, se multiplican los vectores de salida por la matriz de incrustación, para transformar dicho vector en una matriz de la dimensión del vocabulario. Para terminar, se calcula la probabilidad de cada palabra en el vocabulario con la función *softmax*. Esta nueva arquitectura se muestra en la figura 4.2 de manera más detallada.

Otro de los procesos llevados a cabo durante el entrenamiento es la Prediccion de la Siguiente Palabra o NSP por sus siglas en inglés. Durante el proceso de preentrenamiento, el modelo BERT recibe pares de oraciones como entrada y aprende a predecir si la segunda oración corresponde a la siguiente oración en el documento original. Aproximadamente, el 50 % de estos pares de oraciones de entradas corresponden a dos pares seguidos de secuencias en el corpus original, mientras que el 50 % no son secuencias contiguas, sino que se realiza una elección aleatoria de cualquier otra oración del texto. Para que pueda realizar este procedimiento, se inserta el *token* [CLS] al comienzo de la primera oración y el *token* [SEP] para separar los pares de oraciones. Para predecir si la segunda oración está realmente contigua en el texto original a la primera, es necesario que toda la secuencia de entrada pase por el codificador del modelo. La salida del modelo del primer token [CLS] es un vector de dimensiones 2 x 1 y

[1] https://huggingface.co/datasets/bookcorpus

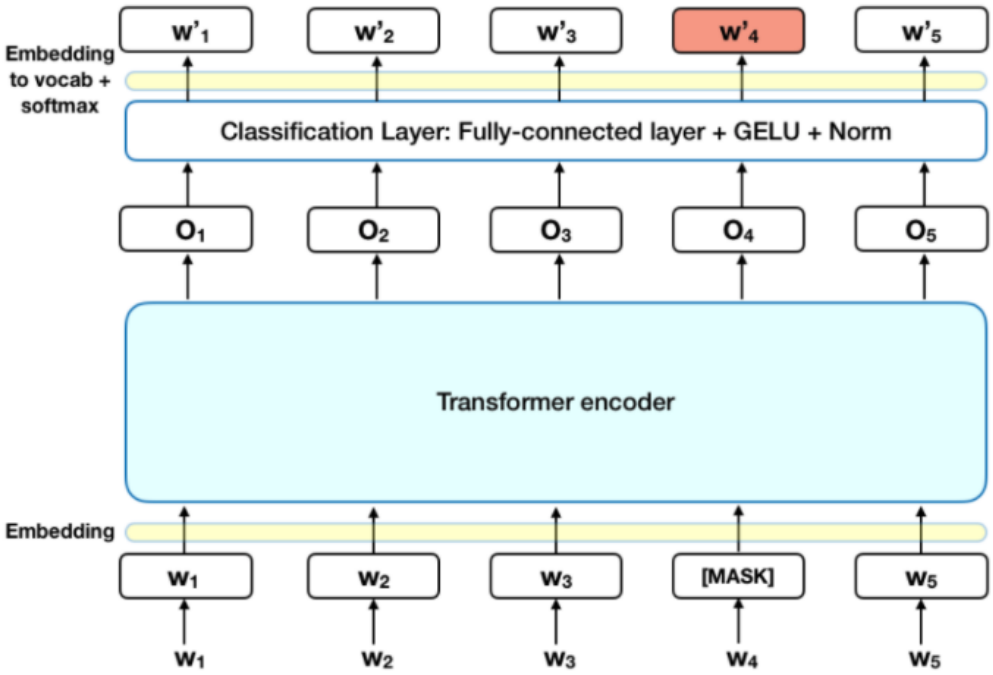


Figura 4.2: Arquitectura BERT para MLM

utilizando una capa de clasificación simple que se añade a la arquitectura, se calcula la probabilidad de la contigüidad de oraciones con la función *softmax*.

Ambos procedimientos descritos se utilizan en conjunto durante el preentrenamiento del modelo con el objetivo de minimizar la función de pérdida combinada de ambas estrategias.

La entrada final al modelo se denomina *input embeddings*. Este vector de entradas se constituye con la suma de los *token embeddings*, *segment embeddings* y *position embeddings*. El primero de ellos se refiere a los *tokens* resultantes de aplicar el tokenizador con los *tokens* especiales [CLS] y [SEP]. El segundo *embedding* indica la separación de oraciones. Por último, el *position embedding* señala la posición de cada una de las palabras en la secuencia de entrada. Este concepto se muestra en la figura 4.3.

Prueba de funcionamiento

A continuación vamos a comprobar el funcionamiento del modelo BERT. Concretamente, se evaluará el proceso de predicción de la palabra más probable dada una

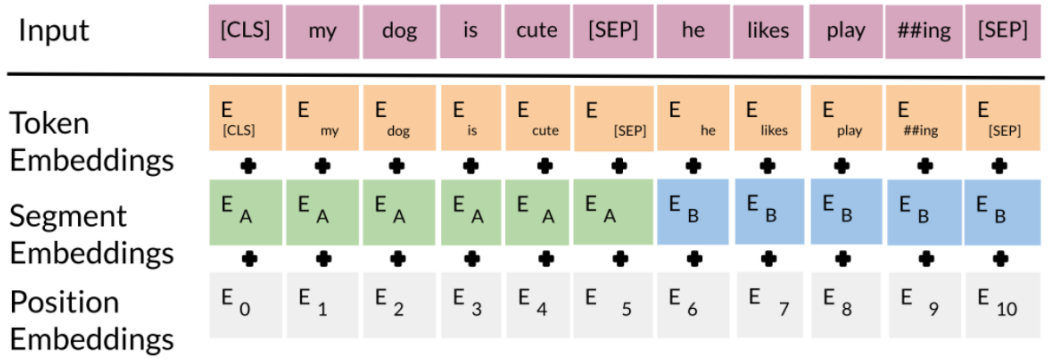


Figura 4.3: Constitución de la entrada del modelo BERT

secuencia con alguna palabra enmascarada con el *token* [MASK]. El primer ejemplo (código 4.4), muestra el resultado de tokenizar el texto de entrada. Para realizar este proceso se utiliza el tokenizador *BertTokenizer* que internamente implementa el algoritmo *WordPiece* descrito en uno de los apartados anteriores. Se puede observar que la palabra "thunderous" no se encuentra en el vocabulario del tokenizador y por tanto la descompone en dos *tokens*: "thunder" y "##ous". Para indicar que estos *tokens* no pertenecen a palabras separadas utiliza la doble almohadilla (##) como prefijo en el segundo *token*.

```
1   sequence = "The thunderous roar of the jet overhead confirmed
2   her worst fears"
3
4 >> ['The', 'thunder', '##ous', 'roar', 'of', 'the', 'jet',
5   'overhead', 'confirmed', 'her', 'worst', 'fears']
```

Listing 4.4: Resultado de aplicar *BertTokenizer* a un texto de entrada

A continuación, se muestra el proceso de predicción de una palabra enmascarada en una secuencia utilizada como entrada al modelo (código 4.5). El modelo utilizado es *BertForMaskeLM*, una versión especial de BERT para la realización exclusiva de esta tarea. El proceso seguido para la predicción es muy sencillo: primero se obtienen los *input_ids* de los *tokens* que conforman la entrada y se codifican; a continuación se obtiene el índice de las palabras enmascaradas (en el ejemplo mostrado hay un solo *token* [MASK]); una vez obtenida la salida del modelo dada la secuencia de entrada, se aplica la función *softmask* y finalmente se filtran las cinco palabras con mayor probabilidad. El resultado es una oración coherente mediante la generación de una palabra acorde con su entorno.

```
text = "Every Monday, Mary goes to the " + tokenizer.mask_token +
  " to relax."

>> Every Monday, Mary goes to the beach to relax.
   Every Monday, Mary goes to the library to relax.
   Every Monday, Mary goes to the bathroom to relax.
   Every Monday, Mary goes to the lake to relax.
   Every Monday, Mary goes to the gym to relax.
```

Listing 4.5: Ejemplo de predicción de una palabra enmascarada en una secuencia

4.3. T5 (*Text-to-Text Transfer Transformer*)

El modelo T5, introducido por (Raffel et al., 2020), también es conocido como *Text-to-Text Transfer Transformer* dado que se trata de un modelo basado en la arquitectura Transformer. Con 11 billones (americanos) de parámetros, se trata de uno de los modelos actuales de mayor tamaño. Su innovación frente a otros avances en la generación de lenguaje reside en la construcción de un solo modelo capaz de realizar diversas tares mediante la unión de varios sub-modelos. Cualquiera de las tareas para las que se concibe este sistema, ya sea traducción de texto, respuesta a preguntas, clasificación de texto o análisis de sentimientos, se proyecta alimentando al modelo con una entrada textual y entrenándolo para que produzca un texto de destino.

Arquitectura

La arquitectura del modelo T5 sigue el enfoque tradicional del modelo Transfomer expuesto en la sección 2.4.4. Abandona la arquitectura que seguían sus predecesores GPT-2 y BERT, basada en bloques de decodificadores y codificadores, respectivamente, para recuperar el modelo *encoder-decoder*.

Al igual que BERT, el primer paso para el entrenamiento es la conversión de nuestra secuencia de entrada a una secuencia de tokens para posteriormente ser mapeada a la *sequence embedding* descrita en el apartado anterior. Una vez constituida la entrada final al modelo, se le puede dar paso al primer módulo, el codificador.

El *encoder* se constituye como una pila de bloques, en que el cada uno consta de dos componentes: una capa de autoatención (*self-attention*) seguida de una red de retroalimentación (*Feed-Forward Network*). Antes de cada uno de estos componentes se

normalizan los datos empleando una versión simplificada de la capa de normalización original del modelo Transformer. Después de aplicar el proceso de normalización, una conexión de salto residual se agrega a la entrada de cada componente a su salida.

El otro módulo es el decodificador, cuya estructura es similar al codificador descrito anteriormente. La única diferencia notoria entre ambos componentes es la adición de un mecanismo de atención estándar después de cada capa de autoatención que atiende a la salida del codificador. El mecanismo de autoatención en el decodificador utiliza una forma de autoatención autorregresiva o causal, que limita al modelo a que únicamente preste atención a las salidas de instantes de tiempo pasados. La salida del bloque decodificador final alimenta a una capa formada por la función *softmax*.

Pre-entrenamiento

Para entrenar el modelo T5 se creó una enorme corpus de datos llamado *"Colossal Clean Crawled Corpus"* (*C4*). Este conjunto de datos contiene 750GB de información en lengua inglesa extraída mediante *web scrappping* de la web. Ya que el corpus original son 20TB de datos no revisados y podían incluir lenguaje ofensivo, código fuente, textos en otros idiomas... en resumen, texto que no interesa para el entrenamiento, se siguieron una serie de pautas muy precisas para eliminar toda esta información, resultando un corpus limpio libre de todo dato no necesario.

Para realizar el preentrenamiento, se tiene en cuenta cada una de las tareas para las que se va a crear el modelo. Ya que se soporta en un enfoque de tipo *Text-to-Text*, la entrada para cada una de las acciones a realizar será un texto, al igual que su salida. Para realizar tareas de traducción, sus autores precisan que la entrada al modelo fuese "*translate English to German: That is good.*" en el caso de querer traducir del idioma inglés al alemán "*That is good*". La salida del sistema sería "*Das ist gut.*". En el caso de generación de resúmenes, la entrada estaría constituida por el texto a resumir seguida del texto "*TL;DR*" (abreviación de *too long, didn't read*). De esta manera se genera un resumen de un texto via decodificación autorregresiva.

Al igual que BERT, utiliza una entrada tokenizada como entrada al modelo. En el caso de T5, modifica el algoritmo de tokenización que utiliza el anterior modelo, basándose ahora en el algoritmo *SentencePiece* que opera sobre regulación de subpalabras. Este algoritmo de tokenización, implementado en C++ es, increíblemente rápido, lo que resulta en un entrenamiento y generación muchísimo más veloz en comparación con los tokenizadores utilizados en GPT-2 (BPE) o BERT (WordPiece). Otra de las

ventajas de este tokenizador es que se utiliza directamente sobre los datos sin la necesidad de almacenar los datos tokenizados en discos, por lo que utiliza menos memoria en el proceso. Por otra parte, es agnóstico respecto a los espacios en blanco, confiriendo a idiomas que en ocasiones no hacen uso de ellos, como el chino o japones, la misma facilidad de tokenización que a cualquier otro lenguaje. En general, se basa en la idea de que la codificación de pares de bytes no es óptima para el entrenamiento previo del modelo de lenguaje (Bostrom y Durrett, 2020).

Para pre-entrenar el modelo se adoptó el método de enmascaramiento MLM. Sin embargo, la diferencia con el método existente utilizado en BERT reside en que los *tokens* consecutivos se reemplazan con una máscara sin enmascarar un *token* aleatorio. Específicamente, si antes a cada uno de las palabras enmascarados se les sustituía con el *token* [MASK], este método los sustituye por <X>, <Y>, <Z>... y así sucesivamente hasta enmascarar todas las palabras introducidas. Estos *tokens* se denominan *tokens* centinela y tienen un tratamiento especial.

Capítulo 5

Modelos de lenguaje aplicados a la generación a partir de datos biográficos

En este capítulo se presentan soluciones para cubrir los requisitos de generación del sistema. Por una parte, se trata la generación de textos que representen textualmente información bibliográfica de una persona. Otra de las necesidades a cubrir es la generación textual a partir de unos datos precisados como entrada al sistema.

Mediante la utilización de los modelos de lenguaje en la manera exacta en que han sido presentados en el capítulo 4, ninguno de estos dos requisitos podría alcanzarse. Esto se debe a que no encontramos mecanismos para controlar los datos que se están generando durante el proceso de generación, sino que este control reside enteramente en el modelo de lenguaje basándose en la probabilidad de la siguiente palabra a generar según ha sido entrenado. Es por ello que se pretende la construcción de adaptaciones de dichos modelos de lenguaje para satisfacer las necesidades de generación anteriormente expuestas.

5.1. Ajuste de los modelos de lenguaje

La aparición de los modelos *transformers* como evolución de los modelos basados en redes neuronales recurrentes para la generación de lenguaje natural, supuso un cambio de paradigma en el modelado de lenguaje debido a la introducción de meca-

nismos de preentrenaminto y ajuste o *finetune*. Después de un preentrenamiento sin supervisión del modelo bajo un gran conjunto de datos, dicho modelo puede ajustarse de manera mucho más rápida acorde a la tarea que se pretende lograr, utilizando para ello un conjunto de datos mucho más reducido y realizándose esta vez un entrenamiento supervisado.

Dependiendo de la tarea que se pretenda conseguir con el ajuste del modelo, se debe realizar una correcta elección del conjunto de datos sobre el que se va a entrenar el modelo. La elección de la base de datos no es trivial, sino que obedece a las necesidades establecidas: en nuestro caso, generación de texto biográfico a partir de unos datos especificados como entrada.

En los apartados siguientes, se mostrarán los resultados del ajuste realizado a los modelos transformers GPT-2, BERT Y T5 bajo diferentes conjuntos de datos. Son muchas las bases de datos existentes para realizar la tarea de ajuste de un modelo. Algunos corpus como *News Aggregator*[1] pueden ser utilizados para la creación de noticias. Otra tarea puede ser la generación de recetas, utilizando para ello *datasets* como *recipe-box*[2]. Así, se realizó una búsqueda de *datasets* apropiadas a las características necesarias para construir el sistema propuesto en este trabajo. Entre las posibles bases de datos disponibles se encontró *Wiki2bio*, una *dataset* que contiene datos extraídos directamente de Wikipedia; *KELM* .... y *WebNLG*. Finalmente se extraerá las ventajas y desventajas de cada uno de los sistemas propuestos y se decidirá cual de las combinaciones resulta más acertada.

5.2. Wiki2bio

Wiki2bio es un conjunto de datos propuesto por (Lebret et al., 2016). Fue creado debido a la necesidad de existencia de una gran base de datos que permitiera componer notas biográficas. Hasta entonces, las bases de datos con información bibliográfica eran demasiado pequeñas como para entrenar un modelo de red neuronal, por lo que se ideó la construcción de un conjunto de una orden de magnitud superior. Compuesto por más de 700.000 ejemplos y un vocabulario de 400.000 palabras, extrajeron todos estos datos mapeando los datos contenidos en las tablas de información de Wikipedia con los textos descriptivos escritos en lenguaje natural.

[1] Disponible en Kaggle https://www.kaggle.com/datasets/uciml/news-aggregator-dataset
[2] Disponible en github https://github.com/rtlee9/recipe-box

Para lograr un sistema de generación bibliográfica con esta *dataset*, se escogió el modelo de lenguaje GPT-2.

El proceso de ajuste de un modelo de lenguaje consta de una serie de pasos. En primer lugar, se comienza con la descarga de la base de datos, en nuestro caso wiki2bio, disponible a través de la herramienta HuggingFace [3]. Una vez descargada correctamente, se debe realizar una limpieza de los datos ya que en numerosas ocasiones algunos caracteres como paréntesis o corchetes están codificados como símbolos.

Un ejemplo cualquiera de la base de datos es representado en la figura 5.1. Como datos de entrada al modelo se emplea la información *input_text* o "texto de entrada", concretamente los datos de la tabla *table*. Como se puede comprobar en la figura, los datos contenidos en esta tabla establecen asignaciones a características del personaje como son la nacionalidad, fecha de nacimiento o trabajo a unos valores. También se emplearían como datos de entrada el *target_text* o "texto de destino" que representa en lenguaje natural la información contenida en la tabla anteriormente mencionada.

En segundo lugar, se continua con el proceso de ajuste escogiendo la versión adecuada del modelo de lenguaje seleccionado. En este caso, ya que se trata de una prueba se empleará la versión menos pesada (*gpt2*) del modelo. Una vez seleccionada la versión se establecen una serie de parámetros que utilizará el modelo para entrenarse sobre la base de datos. Estos parámetros escogidos corresponden al número de capas ocultas, número de *epochs*, tasa de aprendizaje o *learning rate*, entre otros.

A continuación, se creó una clase denominada *MyDataset* que agrupa una serie de funcionalidades básicas para el manejo del conjunto de datos utilizado. Esta clase hereda de la clase abstracta *Dataset* de la librería *torch* utilizada para representar grandes corpus. Según se define en su documentación, las clases que hereden de *Dataset* deben sobreescribir los métodos *__getitem__(index)* que devuelve el elemento en la posición *index* del conjunto de datos y *__len__()* que retorna el tamaño de dicho conjunto. También se incluyeron métodos de conversión de la información procedente de *wiki2bio* en forma de diccionario con pares clave-valor a un formato comprensible por el modelo de lenguaje, en forma de texto.

Una vez realizados estos procedimiento básicos de gestión, se puede continuar el proceso de ajuste escogiendo un tokenizador adecuado. En este caso se utilizó *GPT2-Tokenizer* descrito anteriormente.

[3] Disponible en https://huggingface.co/datasets/wiki_bio

INPUT TEXT

CONTEXT	
Walter Extra	
TABLE	
COLUMN_HEADER	*CONTENT*
nationality	german
birth_date	1954
article_name	Walter Extra
name	Walter Extra
occupation	Aircraft designer and manufacturer

TARGET TEXT

Walter Extra is a german award-winning aerobatic pilot, chief aircraft designer and founder of extra flugzeugbau (extra aircraft construction), a manufacturer of aerobatic aircraft. Extra was trained as a mechanical engineer. He began his flight training in gliders, transitioning to powered aircraft to perform aerobatics. He built and flew a pitts special aircraft and later built his own extra ea-230. Extra began designing aircraft after competing in the 1982 world aerobatic championships. His aircraft constructions revolutionized the aerobatics flying scene and still dominate world competitions. The german pilot klaus schrodt won his world championship title flying an aircraft made by the extra firm. Walter Extra has designed a series of performance aircraft which include unlimited aerobatic aircraft and turboprop transports.

Figura 5.1: Ejemplo de entrada de wiki2bio

Para finalizar, se establece el modelo en modo de entrenamiento y se le asigna como datos de entrenamiento la porción de datos de *MyDataset* establecida para ello. En nuestro caso seleccionamos 10000 ejemplo de la base de datos original, de los cuales 8000 se utilizarán para realizar el entrenamiento del modelo y 2000 para la validación.

El funcionamiento interno del modelo en este modo de *finetune* consiste en para cada uno de los ejemplos establecidos como entrada, el modelo va aprendiendo a través de probabilidades cuales pueden ser las palabras siguientes a una secuencia. De esta manera se va ajustando el modelo a la tarea que se pretende conseguir, modificando los valores originales obtenidos después del preentrenamiento original.

Una vez realizado el entrenamiento que tomo en torno a dos horas, se puede comprobar con un ejemplo sencillo los resultados obtenidos. En la figura 5.2a, se muestra un ejemplo de resultado obtenido después de haber realizado el entrenamiento de ajuste. Como se puede apreciar algunos de los datos de salida son correctos y corresponden a los datos introducidos en la entrada. Sin embargo, se muestra un sobreajuste

del modelo sobre los datos de entrenamiento ya que trata de generar un texto de longitud similar a los que han sido entrenados sin tener en cuenta el número de datos introducidos como entrada.

Por otra parte, se puede observar que este entrenamiento cae en alucinaciones y degeneraciones producidas en el momento en el que no sabe con que información rellenar el texto. Estas alucinaciones se deben a que cuando se construyo esta dataset, los autores tomaron el cuadro de información de Wikipedia como fuente y la primera oración de la página de Wikipedia como referencia de verdad básica de texto de destino. Sin embargo, la primera oración del artículo de Wikipedia no es necesariamente equivalente al cuadro de información en términos de la información que contiene. De hecho Dhingra et al. (2019), señala que el 62 por ciento de las primeras frases de *Wiki2bio* tienen información adicional no indiciada en el infobox correspondiente. Este desajuste entre el origen y destino en los conjuntos de datos puede hacer que los modelos entrenados alucinen como ocurre en este caso.

Para evitar en gran medida estas incorrecciones en la generación se puede limitar el número de palabras generadas dando como resultado la figura 5.2b que muestra un texto mucho más natural aunque todavía mostrando algunas alucinaciones.

5.3. KEML

KELM es un gran corpus de datos que trata de generar texto a partir de un grafo de conocimiento representado en forma de tripletas semánticas. Esta base de datos no solo contiene información en el formato propio de una biografía sino que también contiene conjuntos de oraciones sobre otros temas. Es por esto que puede resultar adecuada para el sistema que se pretende construir ya que podrá representar cualquier tipo de información que se desee sin limitarse al formato biográfico.

En este caso vamos a comprobar su funcionamiento bajo el modelo T5 descrito en el punto

El proceso de ajuste de este modelo es similar al utilizado para ajustar wiki2bio sobre GPT-2.

Resultados

5.4. WebNLG

En general, se basa en volver a entrenar el modelo de lenguaje previamente entrenado bajo un gran corpus de datos gracias al que aprende patrones lingüísticos generales, en un corpus mucho más pequeños

Datos de entrada

<|BOS|>name, birth_place, birth_date, occupation<|SEP|>Mary, London, England,19 october 1950, teacher<|SEP|>

Salida

mary b. harrison (born 1891) is an english teacher and teacher of english literature.
she was born in london, england.
she was educated at the university of london, where she was a student of the school of literature.
she taught at the university of london from 1891 to 1893, where she taught at the school of literature from 1893 to 1895.
she taught at the university of london from 1895 to 1897, where she taught at the school of literature from 1897 to 1898.
she was the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was also the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was also the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was the first english teacher to teach in the united kingdom.
she was the first english teacher to teach in the united kingdom.

(a) Ejemplo de generación de biografía con alucinaciones y degeneraciones

Datos de entrada

<|BOS|>name, birth_place, birth_date, occupation<|SEP|>Mary, London, England,19 october 1950, teacher<|SEP|>

Salida

mary james edward (born 1962) is an english teacher and teacher.
she was born in london, england.
she is the author of several books and has taught at the london school of economics, economics and politics.

(b) Ejemplo de generación de biografía con pocas alucinaciones

Figura 5.2: Resultados de ajuste de GPT-2 en Wiki2bio

Capítulo 6

Conclusiones y Trabajo Futuro

Conclusiones del trabajo y líneas de trabajo futuro.

Chapter 6

Conclusions and Future Work

Conclusions and future lines of work.

Apéndice A

Título

Contenido del apéndice

Apéndice B

Título

Bibliografía

Alzheimer's Association International. www.alz.org. ????

Alzheimer's Disease International. World alzheimer report 2019. 2019.

Bahdanau, D., Cho, K. y Bengio, Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *ArXiv*, vol. 1409, 2014.

Bengio, Y., Ducharme, R. y Vincent, P. A neural probabilistic language model. vol. 3, páginas 932–938. 2000.

Bostrom, K. y Durrett, G. Byte pair encoding is suboptimal for language model pretraining. En *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*, páginas 4617–4624. Association for Computational Linguistics, Online, 2020.

Cañete, J., Chaperon, G., Fuentes, R., Ho, J.-H., Kang, H. y Pérez, J. Spanish pre-trained bert model and evaluation data. En *PML4DC at ICLR 2020*. 2020.

Cho, K., van Merrienboer, B., Çaglar Gülçehre, Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H. y Bengio, Y. Learning phrase representations using rnn encoder–decoder for statistical machine translation. En *EMNLP*. 2014.

Clarke, J. y Lapata, M. Discourse constraints for document compression. *Computational Linguistics*, vol. 36(3), páginas 411–441, 2010.

Collobert, R. y Weston, J. A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. páginas 160–167. 2008.

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. y Toutanova, K. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. En *NAACL*. 2019.

Dhingra, B., Faruqui, M., Parikh, A., Chang, M.-W., Das, D. y Cohen, W. W. Handling divergent reference texts when evaluating table-to-text generation. *arXiv preprint arXiv:1906.01081*, 2019.

Fumagalli, F. Conditional story generation. 2020.

Gage, P. A new algorithm for data compression. *C Users Journal*, vol. 12(2), páginas 23–38, 1994.

Gatt, A. y Krahmer, E. Survey of the state of the art in natural language generation: Core tasks, applications and evaluation. *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 61, 2018.

Gatt, A., Portet, F., Reiter, E., Hunter, J., Mahamood, S., Wendy, M. y Sripada, S. From data to text in the neonatal intensive care unit: Using nlg technology for decision support and information management. *AI Commun.*, vol. 22, páginas 153–186, 2009.

Ge, T., Zhang, X., Wei, F. y Zhou, M. Automatic grammatical error correction for sequence-to-sequence text generation: An empirical study. En *ACL*. 2019.

Goldberg, E., Driedger, N. y Kittredge, R. I. Using natural-language processing to produce weather forecasts. *IEEE Expert*, vol. 9(2), páginas 45–53, 1994.

Hochreiter, S. y Schmidhuber, J. Long short-term memory. *Neural computation*, vol. 9, páginas 1735–80, 1997.

Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 79(8), páginas 2554–2558, 1982.

Howell, E. Markov chains simply explained. 2022.

Islam, S., Sarkar, M. F., Hussain, T., Hasan, M. M., Farid, D. M. y Shatabda, S. Bangla sentence correction using deep neural network based sequence to sequence learning. En *2018 21st International Conference of Computer and Information Technology (ICCIT)*, páginas 1–6. IEEE, 2018.

de Jesús, V. M. M. y García, M. J. S. A conversational model for the reminiscence therapy of patients with early stage of alzheimer. *Res. Comput. Sci.*, vol. 149, páginas 57–67, 2020.

Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y., Madotto, A. y Fung, P. Survey of hallucination in natural language generation. 2022.

Joshi, P. Natural language generation using pytorch: Model and generate text data. 2020.

Karlsson, E., Sävenstedt, S., Axelsson, K. y Zingmark, K. Stories about life narrated by people with alzheimer's disease. *Journal of Advanced Nursing*, vol. 70(12), 2014.

Lebret, R., Grangier, D. y Auli, M. Neural text generation from structured data with application to the biography domain. páginas 1203–1213, 2016.

Lee, K., Ippolito, D., Nystrom, A., Zhang, C., Eck, D., Callison-Burch, C. y Carlini, N. Deduplicating training data makes language models better. *arXiv preprint arXiv:2107.06499*, 2021.

Leppänen, L., Munezero, M., Granroth-Wilding, M. y Toivonen, H. Data-driven news generation for automated journalism. En *Proceedings of the 10th International Conference on Natural Language Generation*, páginas 188–197. 2017.

Linde, C. et al. *Life stories: The creation of coherence*. Oxford University Press on Demand, 1993.

Louis, A. A Brief History of Natural Language Processing — Part 1. 2021.

Lukic, B. Applied machine learning methods with long-short term memory based recurrent neural networks for multivariate temperature prediction. 2020.

Luong, M.-T., Pham, H. y Manning, C. D. Effective approaches to attention-based neural machine translation. *arXiv preprint arXiv:1508.04025*, 2015.

Mattson, M. P. Pathways towards and away from alzheimer's disease. *Nature*, vol. 430(7000), 2004.

Morozov, E. *La locura del solucionismo tecnologico*. Katz, Madrid, 2015. ISBN 9788415917199.

O'Rourke, N., Carmel, S., Chaudhury, H., Polchenko, N. y Bachner, Y. G. A cross-national comparison of reminiscence functions between canadian and israeli older adults. *Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*, vol. 68(2), 2013.

Parikh, A., Wang, X., Gehrmann, S., Faruqui, M., Dhingra, B., Yang, D. y Das, D. ToTTo: A controlled table-to-text generation dataset. En *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, páginas 1173–1186. Association for Computational Linguistics, Online, 2020.

Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D. y Sutskever, I. Language models are unsupervised multitask learners. 2019.

Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W. y Liu, P. J. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *Journal of Machine Learning Research*, vol. 21(140), páginas 1–67, 2020.

Rajasekharan, A. A review of bert based models. 2019.

Rebuffel, C., Roberti, M., Soulier, L., Scoutheeten, G., Cancelliere, R. y Gallinari, P. Controlling hallucinations at word level in data-to-text generation. *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 36, páginas 1–37, 2022.

Reiter, E. y Dale, R. Building applied natural language generation systems. *Natural Language Engineering*, vol. 3(1), 1997.

Ren, Y., Hu, W., Wang, Z., Zhang, X., Wang, Y. y Wang, X. A hybrid deep generative neural model for financial report generation. *Knowledge-Based Systems*, vol. 227, página 107093, 2021.

Rohrbach, A., Hendricks, L. A., Burns, K., Darrell, T. y Saenko, K. Object hallucination in image captioning. En *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, páginas 4035–4045. Association for Computational Linguistics, Brussels, Belgium, 2018.

Romano, M., Nissen, M. D., Del Huerto, N. y Parquet, C. Enfermedad de alzheimer. *Revista de posgrado de la vía cátedra de medicina*, vol. 75, 2007.

Sai, A. B., Mohankumar, A. K. y Khapra, M. M. A survey of evaluation metrics used for nlg systems. *arXiv preprint arXiv:2008.12009*, 2020.

Schuster, M. y Nakajima, K. Japanese and korean voice search. páginas 5149–5152. 2012. ISBN 978-1-4673-0045-2.

Shi, L. y Setchi, R. User-oriented ontology-based clustering of stored memories. *Expert Systems with Applications*, vol. 39(10), páginas 9730–9742, 2012.

Sripada, S., Burnett, N., Turner, R., Mastin, J. y Evans, D. A case study: Nlg meeting weather industry demand for quality and quantity of textual weather forecasts. En *Proceedings of the 8th International Natural Language Generation Conference (INLG)*, páginas 1–5. 2014.

Sulem, E., Abend, O. y Rappoport, A. Simple and effective text simplification using semantic and neural methods. *arXiv preprint arXiv:1810.05104*, 2018.

Thompson, R. Using life story work to enhance care. *Nursing older people*, vol. 23, páginas 16–21, 2011.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. y Polosukhin, I. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, vol. 30, 2017.

Vea, H. B. Múltiples perspectivas para el análisis del envejecimiento demográfico. una necesidad en el ámbito sanitario contemporáneo. *Revista Cubana de Salud Pública*, vol. 43(2), 2017. ISSN 1561-3127.

Vicente, M., Barros, C., Peregrino, F. S., Agulló, F. y Lloret, E. La generación de lenguaje natural: análisis del estado actual. *Computación y Sistemas*, vol. 19(4), páginas 721–756, 2015.

Yang, X. y Tiddi, I. Creative storytelling with language models and knowledge graphs. En *CIKM (Workshops)*. 2020.

Zhou, L., Zhang, J. y Zong, C. Synchronous bidirectional neural machine translation. 2019.

Zhu, Y., Kiros, R., Zemel, R., Salakhutdinov, R., Urtasun, R., Torralba, A. y Fidler, S. Aligning books and movies: Towards story-like visual explanations by watching movies and reading books. En *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2015.

Bibliografía

Y así, del mucho leer y del poco dormir, se le secó el celebro de manera que vino a perder el juicio.

Miguel de Cervantes Saavedra

Alzheimer's Association International. www.alz.org. ????

Alzheimer's Disease International. World alzheimer report 2019. 2019.

Bahdanau, D., Cho, K. y Bengio, Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *ArXiv*, vol. 1409, 2014.

Bengio, Y., Ducharme, R. y Vincent, P. A neural probabilistic language model. vol. 3, páginas 932–938. 2000.

Bostrom, K. y Durrett, G. Byte pair encoding is suboptimal for language model pretraining. En *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*, páginas 4617–4624. Association for Computational Linguistics, Online, 2020.

Cañete, J., Chaperon, G., Fuentes, R., Ho, J.-H., Kang, H. y Pérez, J. Spanish pre-trained bert model and evaluation data. En *PML4DC at ICLR 2020*. 2020.

Cho, K., van Merrienboer, B., Çaglar Gülçehre, Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H. y Bengio, Y. Learning phrase representations using rnn encoder–decoder for statistical machine translation. En *EMNLP*. 2014.

Clarke, J. y Lapata, M. Discourse constraints for document compression. *Computational Linguistics*, vol. 36(3), páginas 411–441, 2010.

Collobert, R. y Weston, J. A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. páginas 160–167. 2008.

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. y Toutanova, K. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. En *NAACL*. 2019.

Dhingra, B., Faruqui, M., Parikh, A., Chang, M.-W., Das, D. y Cohen, W. W. Handling divergent reference texts when evaluating table-to-text generation. *arXiv preprint arXiv:1906.01081*, 2019.

Fumagalli, F. Conditional story generation. 2020.

Gage, P. A new algorithm for data compression. *C Users Journal*, vol. 12(2), páginas 23–38, 1994.

Gatt, A. y Krahmer, E. Survey of the state of the art in natural language generation: Core tasks, applications and evaluation. *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 61, 2018.

Gatt, A., Portet, F., Reiter, E., Hunter, J., Mahamood, S., Wendy, M. y Sripada, S. From data to text in the neonatal intensive care unit: Using nlg technology for decision support and information management. *AI Commun.*, vol. 22, páginas 153–186, 2009.

Ge, T., Zhang, X., Wei, F. y Zhou, M. Automatic grammatical error correction for sequence-to-sequence text generation: An empirical study. En *ACL*. 2019.

Goldberg, E., Driedger, N. y Kittredge, R. I. Using natural-language processing to produce weather forecasts. *IEEE Expert*, vol. 9(2), páginas 45–53, 1994.

Hochreiter, S. y Schmidhuber, J. Long short-term memory. *Neural computation*, vol. 9, páginas 1735–80, 1997.

Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 79(8), páginas 2554–2558, 1982.

Howell, E. Markov chains simply explained. 2022.

Islam, S., Sarkar, M. F., Hussain, T., Hasan, M. M., Farid, D. M. y Shatabda, S. Bangla sentence correction using deep neural network based sequence to sequence learning. En *2018 21st International Conference of Computer and Information Technology (ICCIT)*, páginas 1–6. IEEE, 2018.

de Jesús, V. M. M. y García, M. J. S. A conversational model for the reminiscence therapy of patients with early stage of alzheimer. *Res. Comput. Sci.*, vol. 149, páginas 57–67, 2020.

Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y., Madotto, A. y Fung, P. Survey of hallucination in natural language generation. 2022.

Joshi, P. Natural language generation using pytorch: Model and generate text data. 2020.

Karlsson, E., Sävenstedt, S., Axelsson, K. y Zingmark, K. Stories about life narrated by people with alzheimer's disease. *Journal of Advanced Nursing*, vol. 70(12), 2014.

Lebret, R., Grangier, D. y Auli, M. Neural text generation from structured data with application to the biography domain. páginas 1203–1213, 2016.

Lee, K., Ippolito, D., Nystrom, A., Zhang, C., Eck, D., Callison-Burch, C. y Carlini, N. Deduplicating training data makes language models better. *arXiv preprint arXiv:2107.06499*, 2021.

Leppänen, L., Munezero, M., Granroth-Wilding, M. y Toivonen, H. Data-driven news generation for automated journalism. En *Proceedings of the 10th International Conference on Natural Language Generation*, páginas 188–197. 2017.

Linde, C. et al. *Life stories: The creation of coherence*. Oxford University Press on Demand, 1993.

Louis, A. A Brief History of Natural Language Processing — Part 1. 2021.

Lukic, B. Applied machine learning methods with long-short term memory based recurrent neural networks for multivariate temperature prediction. 2020.

Luong, M.-T., Pham, H. y Manning, C. D. Effective approaches to attention-based neural machine translation. *arXiv preprint arXiv:1508.04025*, 2015.

Mattson, M. P. Pathways towards and away from alzheimer's disease. *Nature*, vol. 430(7000), 2004.

Morozov, E. *La locura del solucionismo tecnologico*. Katz, Madrid, 2015. ISBN 9788415917199.

O'Rourke, N., Carmel, S., Chaudhury, H., Polchenko, N. y Bachner, Y. G. A cross-national comparison of reminiscence functions between canadian and israeli older adults. *Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*, vol. 68(2), 2013.

Parikh, A., Wang, X., Gehrmann, S., Faruqui, M., Dhingra, B., Yang, D. y Das, D. ToTTo: A controlled table-to-text generation dataset. En *Proceedings of the 2020*

Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), páginas 1173–1186. Association for Computational Linguistics, Online, 2020.

Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D. y Sutskever, I. Language models are unsupervised multitask learners. 2019.

Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W. y Liu, P. J. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *Journal of Machine Learning Research*, vol. 21(140), páginas 1–67, 2020.

Rajasekharan, A. A review of bert based models. 2019.

Rebuffel, C., Roberti, M., Soulier, L., Scoutheeten, G., Cancelliere, R. y Gallinari, P. Controlling hallucinations at word level in data-to-text generation. *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 36, páginas 1–37, 2022.

Reiter, E. y Dale, R. Building applied natural language generation systems. *Natural Language Engineering*, vol. 3(1), 1997.

Ren, Y., Hu, W., Wang, Z., Zhang, X., Wang, Y. y Wang, X. A hybrid deep generative neural model for financial report generation. *Knowledge-Based Systems*, vol. 227, página 107093, 2021.

Rohrbach, A., Hendricks, L. A., Burns, K., Darrell, T. y Saenko, K. Object hallucination in image captioning. En *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, páginas 4035–4045. Association for Computational Linguistics, Brussels, Belgium, 2018.

Romano, M., Nissen, M. D., Del Huerto, N. y Parquet, C. Enfermedad de alzheimer. *Revista de posgrado de la vía cátedra de medicina*, vol. 75, 2007.

Sai, A. B., Mohankumar, A. K. y Khapra, M. M. A survey of evaluation metrics used for nlg systems. *arXiv preprint arXiv:2008.12009*, 2020.

Schuster, M. y Nakajima, K. Japanese and korean voice search. páginas 5149–5152. 2012. ISBN 978-1-4673-0045-2.

Shi, L. y Setchi, R. User-oriented ontology-based clustering of stored memories. *Expert Systems with Applications*, vol. 39(10), páginas 9730–9742, 2012.

Sripada, S., Burnett, N., Turner, R., Mastin, J. y Evans, D. A case study: Nlg meeting weather industry demand for quality and quantity of textual weather forecasts. En *Proceedings of the 8th International Natural Language Generation Conference (INLG)*, páginas 1–5. 2014.

Sulem, E., Abend, O. y Rappoport, A. Simple and effective text simplification using semantic and neural methods. *arXiv preprint arXiv:1810.05104*, 2018.

Thompson, R. Using life story work to enhance care. *Nursing older people*, vol. 23, páginas 16–21, 2011.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. y Polosukhin, I. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, vol. 30, 2017.

Vea, H. B. Múltiples perspectivas para el análisis del envejecimiento demográfico. una necesidad en el ámbito sanitario contemporáneo. *Revista Cubana de Salud Pública*, vol. 43(2), 2017. ISSN 1561-3127.

Vicente, M., Barros, C., Peregrino, F. S., Agulló, F. y Lloret, E. La generación de lenguaje natural: análisis del estado actual. *Computación y Sistemas*, vol. 19(4), páginas 721–756, 2015.

Yang, X. y Tiddi, I. Creative storytelling with language models and knowledge graphs. En *CIKM (Workshops)*. 2020.

Zhou, L., Zhang, J. y Zong, C. Synchronous bidirectional neural machine translation. 2019.

Zhu, Y., Kiros, R., Zemel, R., Salakhutdinov, R., Urtasun, R., Torralba, A. y Fidler, S. Aligning books and movies: Towards story-like visual explanations by watching movies and reading books. En *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2015.

–¿Qué te parece desto, Sancho? – Dijo Don Quijote –

Bien podrán los encantadores quitarme la ventura,

pero el esfuerzo y el ánimo, será imposible.

Segunda parte del Ingenioso Caballero

Don Quijote de la Mancha

Miguel de Cervantes

–Buena está – dijo Sancho –; fírmela vuestra merced.

–No es menester firmarla – dijo Don Quijote–,

sino solamente poner mi rúbrica.

Primera parte del Ingenioso Caballero

Don Quijote de la Mancha

Miguel de Cervantes