



Universidad de Valladolid

FACULTAD DE TRADUCCIÓN E INTERPRETACIÓN

GRADO EN TRADUCCIÓN E INTERPRETACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

**EVALUACIÓN DEL PRODUCTO RESULTANTE DE DOS
SISTEMAS DE TRADUCCIÓN AUTOMÁTICA NEURONAL
EN/ES: UN ESTUDIO DE DEEPL Y LILT**

Presentado por Irene Ruiz Pascual

Tutelado por Dra. M^a Teresa Ortego Antón

Soria, 2025

Índice

RESUMEN.....	1
ABSTRACT	1
1. Introducción	2
1.1 Justificación	2
1.2 Competencias	3
1.3 Objetivos del trabajo	3
2. Marco teórico	5
2.1 Introducción a la Traducción Automática.....	5
2.1.1. Definición de la Traducción Automática (TA).....	5
2.1.2. Importancia de la TA en la era digital	6
2.2 Tipos de Traducción Automática	7
2.2.1. Traducción Automática Basada en Reglas (RBMT)	8
2.2.2. Traducción Automática Estadística (SMT)	8
2.2.3. Traducción Automática Neuronal (NMT)	9
2.2.3.1. Traducción Automática Neuronal: conceptos clave	9
2.2.3.2. Redes neuronales y aprendizaje profundo en NMT	10
2.2.3.3. Modelos actuales	11
2.3 Evaluación y Calidad en Traducción Automática.....	11
2.4. Desafíos y Limitaciones de la Traducción Automática	12
2.5. Recapitulación.....	14
3. Metodología	15
3.1 Muestra de análisis.....	15
3.2 Selección de los motores.....	17
3.2.1 DeepL	18
3.2.2 Lilt	19
3.3. Parámetros de evaluación cualitativa.....	20
4. Análisis.....	22
4.1. Detección de errores.....	22
4.2. Descripción de errores	23
4.3. Resultados.....	25
5. Conclusiones	27
6. Referencias	28
ANEXOS.....	31
ANEXO 1. Tabla completa de análisis.	31

Índice de figuras

Figura 1. Red neuronal formada por una capa de entrada de tres neuronas, dos capas ocultas de cuatro neuronas y una capa de salida (Altexsoft, 2023).	10
Figura 2. Captura de la interfaz del motor DeepL.	13
Figura 3. Captura del menú principal de la página del restaurante.	15
Figura 4. Extracto de la muestra de análisis.	16
Figura 5. Extracto de la muestra de análisis. Menú del restaurante.	16
Figura 6. Extracto de la muestra de análisis. Menú de eventos próximos.	16
Figura 7. Captura de la hoja de cálculo de comparación.	17
Figura 8. Categorización de errores MQM.	21
Figura 9. Ejemplo de la hoja de cálculo de análisis.	22

Índice de tablas

Tabla 1. Ejemplo de las limitaciones de la traducción automática.	13
Tabla 2. Datos extraídos de la hoja de cálculo de evaluación.	23
Tabla 3. Ejemplos de errores de traducción de la muestra de análisis.	24
Tabla 4. Ejemplos de errores de terminología de la muestra de análisis.	24
Tabla 5. Ejemplos de errores de convenciones lingüísticas de la muestra de análisis.	25
Tabla 6. Ejemplos de errores de estilo de la muestra de análisis.	25

Índice de gráficos

Gráfico 1. Estudio sobre diferentes motores de traducción.	18
Gráfico 2. Errores cometidos por DeepL.	23
Gráfico 3. Errores cometidos por Lilt.	24
Gráfico 4. Comparación de errores de los dos motores de estudio.	25

RESUMEN

La traducción automática se ha presentado en muchos casos como un enemigo del traductor. En los últimos años, se ha disparado una gran mejora de los sistemas de traducción: la traducción automática basada en redes neuronales. Esto, y su combinación con la inteligencia artificial, ha hecho de los motores de traducción una herramienta indispensable para cualquier resultado. Este Trabajo de Fin de Grado (TFG) tiene por objetivo la evaluación del producto resultante de dos herramientas de esta índole, DeepL y Lilt, basándonos en parámetros de análisis académicos para realizarla. Consideramos que la evaluación continua de la traducción automática es fundamental para los estudiantes de traducción, ya que se trata de un terreno en permanente metamorfosis que es necesario definir en la enseñanza. Saber cuáles son las herramientas más beneficiosas en función del encargo, contexto o coordenadas situacionales. Para ello, la comparación del rendimiento de dos sistemas NMT permitirá que identifiquemos las fortalezas y las debilidades de cada motor según su precisión y fluidez.

Palabras clave: traducción automática, red neuronal, aprendizaje profundo, MQM, posesición.

ABSTRACT

Machine translation has often been presented as an enemy of the translator. In recent years, a great improvement in translation systems has been triggered: machine translation based on neural networks. This, and its combination with artificial intelligence, has made translation engines an indispensable tool for any result. The aim of this Final Degree Project is to evaluate the product resulting from two such tools, DeepL and Lilt, based on academic analysis parameters. We consider the continuous evaluation of machine translation to be fundamental for translation students, as it is a field in permanent metamorphosis that needs to be defined in teaching. Knowing which tools are the most beneficial depending on the assignment, context or situational coordinates. To this end, a comparison of the performance of two NMT systems will allow us to identify the strengths and weaknesses of each engine according to its precision and fluency.

Keywords: machine translation, neural network, deep learning, MQM, post-editing.

1. Introducción

1.1 Justificación

Durante los cuatro años de la titulación del Grado en Traducción e Interpretación se nos ha formado como profesionales que más adelante se abrirán paso en este sector, por lo que este Trabajo de Fin de Grado supone concretar y demostrar los conocimientos adquiridos.

En nuestro caso, hemos decidido orientar este trabajo hacia una parte más práctica (traducción comentada y análisis de herramientas TAO) puesto que es la forma más conveniente de evaluar realmente nuestros conocimientos en materia. Hemos querido darle un enfoque más actual que nos concierne a todos los traductores: las redes neuronales y la inteligencia artificial. Hoy en día muchas herramientas ya han añadido, como mínimo, un asistente de Inteligencia Artificial (IA) integrado en su software. Por esto es de vital importancia comenzar a analizar las herramientas que usamos para traducir teniendo en cuenta este nuevo nivel de asistencia en nuestro trabajo, ya que la automatización ha llegado para quedarse y si no adaptamos nuestro método de trabajo, terminará por dominarnos en el campo de la traducción. Nuestro papel aquí es implementarla de manera que el humano siga ocupando su lugar como traductor, pero mejorando la calidad y rapidez de los resultados gracias a ella. Y esto solo podrá lograrse si se realiza un buen análisis de las perspectivas que nos ofrece.

Por otro lado, a la hora de elegir la temática o el sector de trabajo en el cual centrarnos, no teníamos claro qué dirección tomar, pero tras investigar y reflexionar sobre diferentes opciones, nos decantamos por algo que realmente fuese prometedor a nivel laboral en el futuro: La traducción de la página web de una empresa de eventos, ya que presenta una terminología que requiere de una localización detallada. Conocemos bien lo que es el mundo en eventos de restauración y *catering*, y nos resultó muy buena opción de recurso para identificarse más con este proyecto. Quisimos relacionar esa parte de la vida que ha estado acompañándonos estos años, con otra que es la traducción. Desde que comprendimos el funcionamiento de los sistemas de traducción automática y el de la inteligencia artificial, se presentó en ellas una excelente ventaja que nos ayuda enormemente a los traductores y que reduce significativamente el tiempo empleado en la traducción en sí, redirigiendo el trabajo humano lingüístico hacia la posesición.

Además, queríamos también enfocarnos en los aspectos profesionales que se nos han enseñado, desenvolvemos con diferentes textos especializados, analizar traducciones y, lo más importante, adaptarse a un mercado tecnológico en constante cambio.

1.2 Competencias

A lo largo de este trabajo, se han aplicado los conocimientos adquiridos a lo largo de los cuatro años de titulación. Algunas de las competencias de la mencionada titulación han sido clave para el desarrollo del TFG, tanto básicas como específicas y transversales. De las generales, se ha desarrollado la comprensión profunda del campo de estudio, con la integración de conocimientos de vanguardia que permiten abordar la tarea con una base sólida de teoría y práctica de la traducción (CB1).

En cuanto a las transversales, hemos aplicado varias como la distribución del trabajo (T1), la ejecución de proyectos y su estrategia (T2), el cumplimiento de plazos y adaptación a las instrucciones de la tutora (T3) y, por último, el desarrollo del pensamiento crítico para evaluar los dos sistemas protagonistas y los textos asociados a ellas (T5).

En lo que respecta a las competencias específicas, destacan el dominio avanzado de las lenguas de trabajo (E1 y E2) y la habilidad documental, en la que se ha desarrollado el uso eficiente de fuentes de información y su análisis en los diferentes idiomas de trabajo. Además, también el manejo de las tecnologías aplicadas a la traducción, en concreto las TAO y TA (E10). Todos estos conocimientos han sido integrados en este proyecto final del Grado en Traducción e Interpretación de la Universidad de Valladolid (E20).

1.3 Objetivos del trabajo

Una vez definidas las competencias que se han desarrollado en el presente trabajo, es indispensable presentar los objetivos principales y secundarios. Para ello las herramientas protagonistas de trabajo serán Lilt y DeepL, dos sistemas de traducción automática basada en redes neuronales que tienen algo en común, a diferencia de otras herramientas que utilizan sistemas de traducción automática (TA) externos, Lilt y DeepL utilizan su propio sistema de TA, además de tener capacidad de aprendizaje. Mi trabajo tiene por finalidad analizar los resultados de dos sistemas de traducción automática neuronal, de esta manera se podrá tener en cuenta este resultado para una mejor elección de las herramientas que marcarán el futuro de la traducción. En cuanto al objetivo principal, se tratará de realizar una evaluación cualitativa del producto resultante de dos sistemas de traducción neuronal mediante la traducción de la página [Jonathan's Ogunquit](#). Se trata de un restaurante de eventos situado en el condado de York, en Estados Unidos.

Se trata de una evaluación del producto resultante de dos motores de TA que pondrá a prueba tanto nuestros conocimientos como nuestra capacidad de análisis del producto resultante de dos sistemas de NMT, Lilt y DeepL, en respecto a la localización de un texto que combina elementos culturales con lenguaje especializado, así como su precisión al traducir, respaldada por el uso de IA y redes neuronales.

En cuanto a los objetivos secundarios, encontramos:

- Examinar detalladamente las funciones y resultados de ambas herramientas.
- Ser capaz de detectar los errores de traducción siguiendo una métrica establecida.
- Observar el nivel de precisión y fluidez de cada motor de traducción.
- Evaluar la calidad de la traducción automática neuronal en un texto de amplio repertorio cultural.
- Concluir cuál herramienta produce los resultados más precisos a la hora de combinar la asistencia por IA y resultados de traducción óptimos.

2. Marco teórico

2.1 Introducción a la Traducción Automática

La traducción, propiamente dicha, es una disciplina lingüística cuyo origen está en el origen de la comunicación lingüística humana. A lo largo de la historia, las lenguas han marcado una barrera entre las diferentes civilizaciones, por lo que la necesidad de la traducción ha estado siempre presente.

No es de extrañar que, con el desarrollo de las tecnologías y la lingüística computacional, esa necesidad humana de comunicación haya manifestado su interés en automatizar el proceso. La tecnología existe para facilitar las tareas humanas e incluso sustituir completamente al ser humano que las realizaba previamente. De ahí que, tras la Segunda Guerra Mundial, y con el origen y primeros avances de las nuevas tecnologías de la información que actualmente se han implantado en nuestra sociedad, expertos en la automatización de la información como Shannon y Weaver y lingüistas como Noam Chomsky hayan propulsado el desarrollo de la automatización de la transmisión interlingüística.

2.1.1. Definición de la Traducción Automática (TA)

La Traducción Automática (TA) se describe a grandes rasgos como una serie de actividades informáticas relacionadas con la traducción (Somers, 2012, p.1), pero más específicamente se trata del intento de automatizar todo, o parte del proceso de traducción de una lengua humana a otra (Arnold *et al.*, 1994, p.1-3); es decir, sistemas informáticos que en base a ciertos datos llevan a cabo la transmisión de un texto de un idioma a otro, sin ninguna ayuda humana perceptible. Últimamente, en los contextos científicos internacionales, hay una cierta tendencia de no traducir el nombre de este campo, sino a denominarlo por su forma inglesa *Machine Translation* (MT).

Para poder comprender correctamente el funcionamiento de la TA, se necesita también definir ciertas características que son relevantes para un sistema automatizado de traducción. El diseño de un motor de TA abarca muchos rangos dentro de la lexicografía, de la lingüística, de la lingüística computacional (implementación de estructuras lingüísticas en algoritmos) y de la Inteligencia Artificial (representación del conocimiento). Antes de hablar de la evolución histórica y su desarrollo, se deben destacar dos puntos. Primero, el papel que tiene el diccionario en los sistemas de TA. Es un componente fundamental cuya estructura interna varía según el tipo de motor de traducción. El diseño del diccionario que implementan suele estar directamente condicionado por el enfoque del sistema.

En segundo lugar, comentaremos los enfoques de la traducción automática. De manera clásica o primitiva, los sistemas de TA se han agrupado en tres grandes enfoques o «arquitecturas» que más tarde han ido perfeccionándose con los nuevos sistemas de TA (López Pereira, 2018, p.14). Primero, el enfoque directo, en el cual el análisis del texto es mínimo, se traduce palabra por palabra o frase por frase con poca reestructuración sintáctica, se requiere un nivel alto de generación para producir un texto

meta adecuado y aún está presente en sistemas comerciales no muy complejos. El enfoque de transferencia, que distribuye la traducción en tres fases: análisis, transferencia de estructuras entre LO y LM y síntesis. Por último, el enfoque de interlingua. El análisis convierte el texto en una representación abstracta y universal del significado para generar una versión en diferentes lenguas. Ha tenido pocas implementaciones debido a su complejidad, pero hoy en día está relacionada con enfoques modernos como la Traducción Basada en Conocimiento (KBMT).

Es importante que destaquemos que un enfoque de traducción automática no es lo mismo que un sistema. Un sistema o motor de TA es un programa informático que utiliza tecnología de procesamiento del lenguaje natural para traducir un texto de una lengua a otra de manera automática, sin intervención humana y construido en base a un enfoque. Un enfoque es la táctica o procedimiento general que un sistema de traducción emplea para la transmisión de texto de un idioma a un otro. Cada enfoque determina la manera en que se examina, se ilustra y se produce el contenido lingüístico durante el proceso de traducción. Estas perspectivas establecen la estructura del sistema, los tipos de información lingüística que requiere (como diccionarios o gramáticas) y la manera en que se procesa.

A lo largo de la historia de la TA, los sistemas han ido incorporando diferentes enfoques a sus *softwares* para, en última instancia, hallar el sistema que tenga la mayor precisión de traducción posible.

2.1.2. Importancia de la TA en la era digital

En la era digital, la Traducción Automática desempeña un papel fundamental como herramienta, ya que permite agilizar los procesos de comunicación multilingüe en un mundo globalizado. Esta surge como solución tecnológica que hace el proceso más rápido, eficiente y económico (Moreno Jaureguizar, 2023, p.23). La globalización de la información y de los mercados ha creado una necesidad incesante de traducción de grandes volúmenes de información en plazos reducidos y costes optimizados, lo que convierte a la herramienta en indispensable, en especial los sistemas basados en redes neuronales, los cuales han mejorado significativamente la calidad de las traducciones.

A pesar de esos avances, la TA es limitada sobre todo en textos generales o con una gran carga cultural, mucho más que en los especializados, ya que puede darse ambigüedad en el sentido, uso de palabras, etc. La posesición adquiere en este caso particular relevancia, concebida como la acción humana que asegura la calidad del texto final. Los textos elaborados con motores de traducción automática necesitan ser revisados y a menudo los traductores no emplean estos motores debido a que no los ven como recurso fiable debido a ciertas carencias idiomáticas. Es decir, la integración de esta nueva herramienta, en ningún caso representa una amenaza real para los traductores, sino más bien introduce un nuevo paradigma del trabajo del traductor, en el cual dejará de ocupar la parte principal lingüística para protagonizar la revisión de la calidad de esa producción.

2.2 Tipos de Traducción Automática

No hay un consenso claro o una fecha exclusivamente específica en la que se originó la TA (Parra Escartín, 2021). Lo que sí es ampliamente reconocido es que en torno a 1930, la comunidad científica comienza a visualizar los lenguajes controlados¹ como un potenciador de la difusión de un idioma y, por ende, de la traducción. En ese momento, el desarrollo de lo que hoy conocemos por «ordenador» ya tenía sus primeras patentes. El desarrollo de un lenguaje controlado, especialmente del inglés, permitiría que el análisis de los sistemas de TA pudiera identificar más fácilmente las estructuras del idioma y producir una mejor traducción.

Aparecen dos figuras que se deben de referenciar para entender los orígenes de la TA. En primer lugar, George Artsrouni (Francia), el cual ideó el diseño de dispositivo que almacenaba datos. Este operativo podía ser empleado, de cierta manera, como diccionario, encontrando palabras y su significado en otro idioma. Se trató de un primer paso que precedió a la automatización completa del proceso de traducción; de un primer glosario multilingüe.

Por otro lado, destacaremos a Petr Troyanskii, que también patentó un dispositivo mecanizado que funcionaba como diccionario, pero introdujo más detalles en su descripción del proceso: un nativo de la LO analizaría el texto e identificaría secuencias, en segundo lugar, el dispositivo produciría los equivalentes de esas secuencias y, por último, un encargado, nativo de la LM, de revisar el resultado. Esto, aunque no valorado por la Unión Soviética en ese momento, asentó las bases del proceso traductor que está establecido actualmente. En Europa, las guerras mundiales ya habían demostrado la importancia de la tecnología en la transmisión de información mediante la criptografía, que después daría lugar a la pregunta de si es posible que los ordenadores hagan lo mismo no solo con un idioma, sino entre dos diferentes.

Ahora bien, no es hasta 1949 cuando la Fundación Rockefeller toma partida en este estudio que el ideario de una máquina que traduce no se lleva a evaluación. Warren Weaver, director de la División de Ciencias Naturales de la Fundación Rockefeller, plantea en un memorándum esa pregunta anterior, pero de manera más detallada y, sobre todo, recibiendo más atención que sus predecesores. Su propuesta consta de cuatro vías diferentes por las cuales se encaminaría el estudio de la integración de la traducción en los ordenadores.

La primera se titula *Significado y Contexto*, en la que la ambigüedad semántica se resuelve al analizar el contexto de una palabra, lo que es, las palabras que se sitúan a su alrededor. Cuanto más grande sea el número de palabras que se consideren (N) (Weaver, 1949, p.6), habrá mayor probabilidad

¹ Lenguaje controlado: conjunto de elementos del lenguaje utilizado con fines o en dominios específicos, dirigido a un grupo de destinatarios concreto, que se caracteriza por presentar restricciones en el vocabulario, la gramática y el estilo. Tales lenguajes se utilizan fundamentalmente en la creación de documentación técnica debido, por un lado, a las características de este tipo de documentos y, por otro, al contexto en el que se producen. (Ramírez, 2012, p.192-204)

de interpretar el significado correctamente. La segunda, *Lenguaje y Lógica*. Si el lenguaje se estructura de manera lógica puede modelarse computacionalmente. La tercera, *Traducción y Criptografía*, sugiere que introducir la traducción en un ordenador, es similar a cómo se introducía y descifraba el lenguaje encriptado en la II Guerra Mundial. Y, por último, *Lenguaje e Invariabilidad*. En este caso, Weaver compara las lenguas con torres que tienen todas ellas un mismo sótano compartido, es decir, buscar las bases lingüísticas que compartan las lenguas para simplificar el proceso traductor que va a seguir la máquina.

El efecto del memorándum fue significativo: los primeros proyectos de TA en Estados Unidos y en otros países, promovió estudios en análisis sintáctico automatizado y fomentó el establecimiento de centros especializados, como el equipo dirigido por Bar-Hillel en el MIT.

2.2.1. Traducción Automática Basada en Reglas (RBMT)

El método basado en reglas es el primer enfoque desarrollado que se da en torno a los años 50. Conocido como *Rule Based Machine Translation*, de ahí sus siglas (RBMT) que permanecen en inglés.

Los conocimientos lingüísticos se encuentran codificados de manera manual mediante diccionarios, conjuntos de reglas sintácticas y, sobre todo, gramáticas de cada idioma que vaya a ser parte del motor de traducción. A pesar del surgimiento de otros enfoques, este predominó durante la última mitad del siglo XX y principios del XXI. Podemos destacar Apertium (Forcada *et al.*, 2011, p.128), un sistema de RBMT autóctono español. Dentro de este género, podemos incluir tres tipos de formas de trabajo de los motores: directo, por transferencia y de interlingua. Es decir, la RBMT utiliza los enfoques clásicos para crear el propio.

Los sistemas de traducción directa utilizan reglas de diccionario para corregir errores, mientras que los sistemas de transferencia analizan primero las representaciones sintácticas y a veces semánticas de la oración en la lengua original. En el caso de interlingua, lo hace de manera más abstracta, transformando la oración original en una representación individual del lenguaje mediante tres fases: análisis, transferencia y generación.

2.2.2. Traducción Automática Estadística (SMT)

En la década de 1990, nace un nuevo enfoque basado en modelos estadísticos, entrenados con extensos corpus paralelos (bitextos²) como contrapartida a los métodos basados en reglas. Esto hace que descienda el coste de desarrollo que requieren estos sistemas, ya que deja de necesitar que se fabriquen gramáticas y diccionarios adaptados a ellos. Son sistemas que analizan documentos alineados en dos idiomas, se elaboran mecanismos estadísticos de probabilidad de coincidencia y uso. Esto perfecciona

² Documento con dos columnas (original y traducción) que equivale a un corpus. Se utiliza para entrenar motores de traducción.

la precisión de las traducciones. Se trata de la *Statistical Machine Translation* (SMT, por sus siglas en inglés).

En los sistemas SMT podemos destacar tres elementos: el modelo lingüístico, el de traducción y el descodificador. El modelo lingüístico evalúa la corrección gramatical de una frase, mientras que el modelo de traducción crea correspondencias de las lenguas de trabajo en función de probabilidad de uso. El descodificador genera todas las traducciones posibles y selecciona la más probable basándose en ambos modelos. Algunos ejemplos de SMT son Moses, un motor de apertura de código abierto³, y MateCAT, una plataforma de traducción colaborativa.

A su vez, entre 2005 y 2010, el anhelo por mejorar la exactitud y automatización de estos sistemas hace que surja un modelo híbrido que combinase las fortalezas de los dos modelos anteriores. Se combinaban reglas gramaticales de los idiomas con el análisis estadístico. Fue un paradigma transitorio que precedió a la utilización de redes neuronales. Ejemplos de esto son motores como Watson, de IBM⁴. Esta compañía, además de haber sido pionera en la lingüística computacional, fue clave en el desarrollo de la SMT.

2.2.3. Traducción Automática Neuronal (NMT)

En última instancia y donde más vamos a centrarnos, la TA basada en redes neuronales. La distinguida *Neural Machine Translation* (NMT, por sus siglas en inglés). Para clarificar de qué se trata este nuevo enfoque moderno, podemos acudir a Forcada (2017, p.2):

La traducción automática neuronal es una nueva clase de traducción automática basada en corpus (también llamada basada en datos o, con menos frecuencia, traducción automática basada en corpus). Se entrena a partir de enormes corpus de pares de segmentos de la lengua de origen, normalmente frases, y sus traducciones, es decir, básicamente a partir de enormes memorias de traducción que contienen cientos de miles o incluso millones de unidades de traducción. En este sentido, es similar a la tecnología de traducción automática estadística que era el estado del arte hasta hace muy poco, pero utiliza un enfoque computacional completamente diferente: las redes neuronales.

2.2.3.1. Traducción Automática Neuronal: conceptos clave

La traducción automática neuronal (NMT) (Briva-Iglesias, 2024, p.12) se basa en el uso de redes neuronales artificiales, un modelo computacional diseñado para imitar simplídicamente el funcionamiento del cerebro humano. Se trata de un sistema compuesto de múltiples capas de neuronas

³ Motor cuyo acceso es libre (FOS, por sus siglas en inglés), con el objetivo de que instituciones (universidades, empresas, etc.) lo retroalimenten y personalicen a su manera. Resulta útil para entrenar bases de datos específicos de empresas o para almacenar vocabulario específico de un idioma o sector (Forcada *et al*, 2011). Apertium también es de código abierto, mientras que Google o DeepL son gestionadas por empresas únicas.

⁴ International Business Machines Corporation es una empresa tecnológica multinacional fundada en 1911 en Estados Unidos.

interconectadas, cuyas conexiones están reguladas por valores numéricos o «pesos», que determinan la influencia de una neurona sobre otra. Durante el entrenamiento, el sistema ajusta los pesos para mejorar la calidad de las traducciones que genera. La información procesada en estas redes se representa mediante vectores numéricos o *embeddings*, que constituyen las llamadas representaciones distribuidas del contenido lingüístico.

2.2.3.2. Redes neuronales y aprendizaje profundo en NMT

En consideración a lo anterior, conviene explicar con mayor precisión el funcionamiento de las redes neuronales implicadas y su relación con el aprendizaje profundo (*deep learning*). Este último se refiere al uso de arquitecturas neuronales compuestas por múltiples capas ocultas, lo que permite al sistema aprender estructuras complejas del lenguaje y contexto. Cuanto más profunda es la red (mayor cantidad de capas), mayor es su capacidad de comprender relaciones lingüísticas sutiles y realizar traducciones más precisas.

Partimos de que el algoritmo de un sistema NMT utiliza la forma en la que la inteligencia artificial distribuye las neuronas artificiales en las redes de las que se sirve, lo hace por múltiples y profundas capas o *layers* (entradas, ocultas y salida). Esto hace que el sistema procese la información de manera que aprende por cuenta propia sobre esas conexiones entre palabras y contextos. Las neuronas están conectadas entre sí mediante los pesos, que se ajustan durante el entrenamiento.

A partir de los corpus, el motor genera representaciones distribuidas en forma de vectores numéricos, donde las palabras se representan de manera contextual, a diferencia de la SMT. El proceso tiene varias etapas en las que se codifica la información, el motor la procesa gracias a las redes neuronales y el aprendizaje profundo y da lugar a un resultado descodificado numéricamente: traducciones infinitamente más precisas que las que producen los modelos anteriores, identificando relaciones complejas entre palabras y contextos.

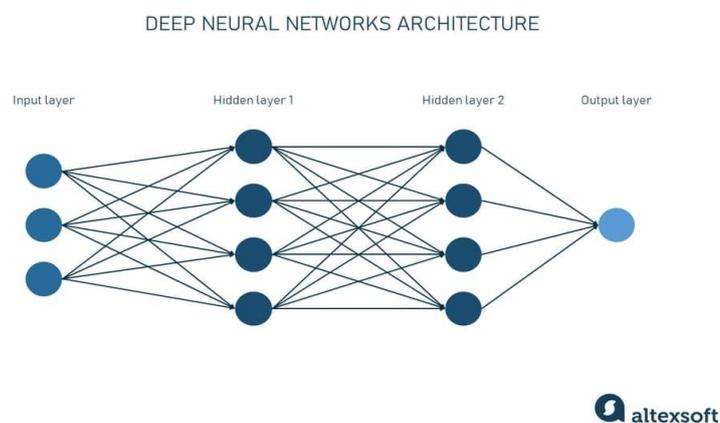


Figura 1. Red neuronal formada por una capa de entrada de tres neuronas, dos capas ocultas de cuatro neuronas y una capa de salida (Altexsoft, 2023).

En la imagen podemos apreciar un esquema visual de cómo es la arquitectura de una red neuronal en los modelos de lenguaje. El *input layer* (capa de entrada) es la información que recibe el motor antes de procesarla. Dentro de las *hidden layers* (capas ocultas) se observan las conexiones que el sistema hace entre la información, analizando segmentos desde todas las capas para encontrar la relación entre ellas y la importancia entre cada relación. Es decir, las palabras o frases pueden estar más o menos relacionadas con la información que ya tiene previamente el motor gracias a los corpus (esto destaca el gran requerimiento de la NMT de recibir datos constantemente, como vemos por ejemplo en modelos como GPT4). De ahí, sale una capa más superficial (*output layer*), que sería el resultado de la traducción descodificada. En esto consiste el entrenamiento que se lleva a cabo, el motor realiza un aprendizaje de esas conexiones neuronales y finalmente lo agrega a su memoria.

2.2.3.3. Modelos actuales

Si hablamos de modelos actuales, reconocidos internacionalmente vemos que, en la inmensa mayoría, no son motores de traducción que hayan surgido con la aparición de la NMT, sino que se trata de motores que se han ido desarrollando a lo largo del tiempo. Su evolución ha sido a través de todas las arquitecturas. Aunque quizás la traducción haya estado bajo un foco menos luminoso durante el desarrollo de los ordenadores, ya que el auge lo protagonizaron los programas de procesamiento de textos en las primeras aplicaciones prácticas de los ordenadores, la TA siempre ha ido a la par del desarrollo informático. Google Translate es un vivo ejemplo de ello, hasta 2016 utilizó el modelo estadístico para procesar sus traducciones, pero tras ver el potencial que la NMT podía añadir a sus traducciones, apostó por introducirlo: GNMT⁵. También, otros motores muy conocidos como DeepL, ProMT y Systran, los cuales tienen un contexto de desarrollo como el de Google en los mismos términos de la aplicación de los diferentes enfoques de la TA. Además, la mayoría de los sistemas NMT han integrado ya la inteligencia artificial, desde su uso para traducir hasta asistentes conversacionales que pueden mejorar los resultados de la traducción.

2.3 Evaluación y Calidad en Traducción Automática

Como bien es sabido, a pesar de que los resultados de la TA se acerquen cada vez más a la precisión humana de crear una traducción que tenga el mismo impacto en una lengua de llegada, distan mucho de la perfección. Para ello, entra en juego un concepto muy importante que debe tomar partido antes de entregar el resultado final: la evaluación y calidad.

⁵ **Google's Neural Machine Translation.** «GNMT logra los resultados más competitivos. Mediante una evaluación humana en paralelo de un conjunto de frases sencillas aisladas, reduce los errores de traducción en una media del 60 % en comparación con el sistema de producción basado en frases de Google.» (Yonghui *et al*, 2016, p.1)

Existen dos tipos de evaluación del texto resultante de un motor de traducción automática, sea cual sea su arquitectura. Una primera se corresponde con la humana, que evalúa desde un patrón humano de análisis y es la que utilizaremos en este trabajo. Pone su atención en aspectos lingüísticos como la fluidez, los errores gramaticales y la correcta sintaxis. Un segundo tipo se trata de la evaluación automática. Se trata de sistemas diseñados con algoritmos que podríamos comparar con el *input* que reciben los motores de TA, utilizan textos ya traducidos y revisados por humanos para compararlo con el texto a evaluar y poder hallar una puntuación o *score* de dicho resultado.

En lo que se refiere a métodos de evaluación automáticos, encontramos tres que permiten analizar el rendimiento de los motores, midiendo la calidad y la cantidad de posesición que será necesaria (Sánchez y Pérez, 2020, p. 575-577). Encontramos BLEU, que evalúa la precisión de los n-gramas (grupos de palabras) comparándolos con traducciones humanas. Luego, TER que mide las ediciones que se necesitarán para corregir esa traducción. Por último, METEOR, que valora las coincidencias, sinónimos y orden mediante referencias (Agarwal y Lavie, 2008, p.115-118).

Para finalizar este apartado, podemos concluir que las métricas de evaluación de la calidad presentan ciertos beneficios que pueden ayudar a definir qué motores dan mejor o peor resultado o cuánto esfuerzo requerirá la posesición. A pesar de ello, hemos de destacar que todas las investigaciones (Glushkova *et al.*, 2023) coinciden en que la evaluación de motores neuronales no llega a ser correctamente evaluada por sistemas como los detallados en el apartado 2.3. Un acercamiento a la evaluación de NMT sería COMET (Crosslingual Optimized Metric for Evaluation of Translation) que en su caso sí introduce el funcionamiento de redes neuronales en su sistema para conseguir mejores evaluaciones.

En definitiva, la traducción automática dista mucho de resultar en la precisión humana debido a sus limitaciones, es por eso que la posesición juega un papel extremadamente relevante en la actual incorporación de la TA en el trabajo de los traductores profesionales.

2.4. Desafíos y Limitaciones de la Traducción Automática

Como toda disciplina, la TA tiene también sus limitaciones, refiriéndonos a aspectos como el sesgo, la lingüística, la cultura y la ética. Los sesgos que, entendidos como tendencias que llevan a interpretaciones no objetivas, se pueden encontrar son de tanta variedad como aspectos lingüísticos existen. A pesar de ello, el sesgo más recurrente en TA es el de género. El problema que se presenta es que, en cada idioma, la concepción de género de las palabras puede ser variable, podemos verlo en el siguiente ejemplo inspirado en lo que explica (Měchura, 2022, p. 6-7):

Inglés	<i>The student couldn't reach the highest score.</i>
Francés	<i>Étudiant (masc.), Étudiante (fem.)</i>
Español	Estudiante (masculino y femenino)
Alemán	<i>Student (masc.), Studentin (fem.)</i>

Tabla 1. Ejemplo de las limitaciones de la traducción automática.

Lo que apreciamos de este ejemplo es que cada idioma puede o no asignar género a una determinada palabra que en la lengua origen no tiene género asignado. Existe el riesgo de que ese motor de TA, si no tiene un contexto claro o no es posible establecer el género de la palabra en el TO, de un resultado sesgado: «estudiante», basado en la premisa de la generalización masculina en el idioma español, a pesar de que el TO haga referencia a una mujer.

Otro punto limitante es la lingüística ligada a una cultura en constante cambio. La naturaleza de un motor de NMT hace que necesite datos constantemente actualizados y que cierta información que almacena quede obsoleta frente a nuevos datos. Esto puede presentar problemas en traducciones resultantes que requieran de una afinación más actualizada y que el motor no haya podido evitar ciertos errores debido a formas de lenguaje recién llegadas a la cultura meta que, además, pueden no haber llegado de la misma manera a la lengua origen.

Podemos entenderlo mejor gracias al siguiente ejemplo en inglés: *This guy is a red flag. She needs to leave him asap.* Pese a que el funcionamiento de las redes neuronales pueda hacer al motor comprender el contexto del texto, en el español actual el término «red flag» no existe como tal, es más, se ha integrado de por sí esa voz inglesa en la jerga española actual. Lo que ocurre cuando un motor intenta traducir esa frase, es que por su información anterior y sin datos relacionables de esta nueva tendencia va a dar un resultado erróneo o poco idiomático en la LM. Véase el ejemplo del motor de NMT DeepL:

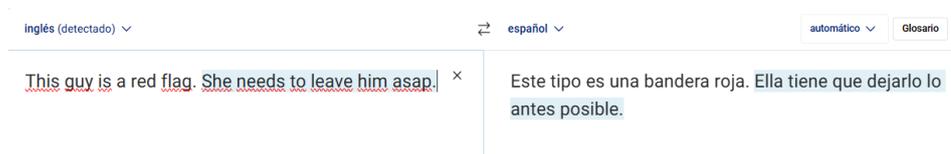


Figura 2. Captura de la interfaz del motor DeepL.

Por último, la ética. La TA neuronal, como bien la entendemos, recopila datos tanto de alimentación externa a sus resultados como de sus propias traducciones. Esto presenta un problema en términos de privacidad cuando lo que traduce es información confidencial, como datos de empresas privadas, investigaciones o datos personales, que quedarán almacenados en las memorias de los motores.

En conclusión, aunque la TA neuronal presente ciertos riesgos o impedimentos, todas las limitaciones ya presentan ciertos intentos de mitigarlos por parte de empresas tecnológicas, como por ejemplo IBM, que ya proporcionan algunos motores que respetan esa privacidad. Hemos de destacar la importancia de la posesición como forma de llegar a un resultado de calidad equiparable a la producción humana, así que, aunque el trabajo de un traductor pueda verse afectado por la expansión de la TA, no se verá remplazado por las razones que hemos detallado previamente.

2.5. Recapitulación

La traducción automática nace junto al desarrollo de las tecnologías con el objetivo de superar barreras lingüísticas con más facilidad y, sobre todo, empleando menos tiempo en ello. Los sistemas han ido progresivamente mejorando la precisión y fluidez de sus resultados, desde arquitecturas basadas en reglas (RBMT), pasando por estadísticas (SMT) o finalmente llegar a la protagonista del actual siglo, la basada en redes neuronales (NMT). Un enfoque que emplea las redes neuronales y la inteligencia artificial emulando el funcionamiento del aprendizaje profundo del cerebro humano. Aun con esta progresión, los modelos neuronales siguen presentando carencias que solo la intervención humana podrá mitigar, con la posesición. El enfoque neuronal de la tecnología no ha llegado para sustituir la profesión de traductor, sino para redefinir los roles.

3. Metodología

Tras haber enmarcado teóricamente la traducción automática, continuaremos con la explicación de la metodología de análisis que va a llevarse a cabo para cumplir el objetivo principal: evaluar el producto resultante de TA de dos sistemas NMT. Emplearemos una metodología comparativa evaluativa con un análisis de enfoque cualitativo.

3.1 Muestra de análisis

La muestra de análisis seleccionada se trata de una página web, en concreto la página del restaurante [Jonathan's Ogunquit](#). Es un restaurante familiar de alta cocina situado en Ogunquit, en el condado de Maine de Estados Unidos. Desde 1976 es reconocido por su compromiso con ingredientes locales y frescos, provenientes de su propia granja. Se caracteriza por combinar la experiencia gastronómica con amenización en directo.

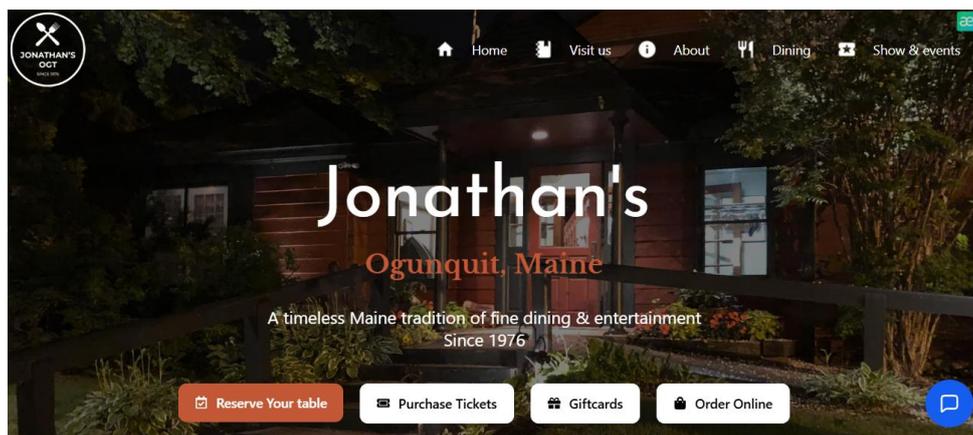


Figura 3. Captura del menú principal de la página del restaurante.

Quisimos poner a prueba a los sistemas NMT con una localización, no solo en un contexto actual como puede ser el de una página web, sino que también una muestra que incluyese una carga cultural mayor que otros textos, ya que el tono que se utiliza para narrar en la *web* tiene ciertas marcas coloquiales, así como nombres de platos que quizás supongan mayor dificultad de traducción. A continuación, se incluirán diferentes fragmentos que recojan las dificultades mencionadas. Hemos destacado en color amarillo aquellas que consideramos que pueden dar lugar a errores de traducción:

A **cornerstone of Ogunquit's culinary scene** since 1976, Jonathan's has been serving exceptional **farm to table**, Maine seafood and classic cuisine to the local and traveling public for decades. Our **landmark building**, once Jonathan's family home, has been thoughtfully preserved while being transformed into an elegant dining destination with several dining room, **lounge** and upstairs listening room and banquet space.

Figura 4. Extracto de la muestra de análisis.

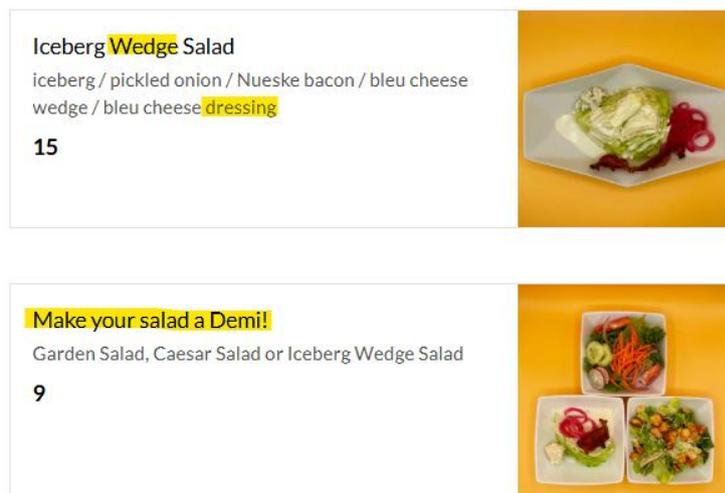


Figura 5. Extracto de la muestra de análisis. Menú del restaurante.

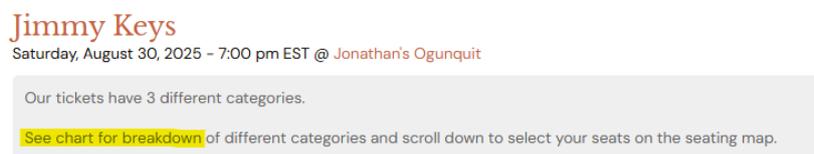


Figura 6. Extracto de la muestra de análisis. Menú de eventos próximos.

Es debido precisar que no hemos elegido nuestra muestra de análisis para enfocarnos en una perspectiva de localización *web* como tal, donde se deba prestar más atención al efecto y estilo de la página, sino que nos serviremos de la información que presenta, seleccionando 16 fragmentos de diferentes menús de la *web* que mantengan esa carga cultural y terminológica. Hemos dispuesto los fragmentos en una hoja de cálculo para facilitar la comparación de los resultados de traducción con el fragmento original, creando así cuatro columnas: *Fragmento TO*, *TA resultante DeepL*, *TA resultante Lilt* y *Ubicación del fragmento* en la página *web*.

La selección de los fragmentos la hemos constituido en tres categorías, una primera categoría de información general, que incluía la página situada en el menú *home* y *about us*, una segunda categoría de fragmentos del menú de comida del restaurante (*Full menu*) y, en tercer lugar, fragmentos del menú *Show & Events*. Para elegirlos, estudiamos minuciosamente la página con el objetivo de encontrar las partes que más dificultades de localización pudieran presentar, ya que nuestro trabajo no solo consiste en evaluar resultados, sino encontrar el sistema NMT que mayor precisión tenga de los que hemos elegido para comparar.

FRAGMENTO TO	TA RESULTANTE DEEPL	TA RESULTANTE LILT	UBICACIÓN DEL FRAGMENTO
Experience Maine dining at its finest in our classic setting. Our menu celebrates the best of land and sea, featuring fresh-caught Maine lobster, locally-sourced ingredients, and time-honored recipes perfected over four decades.	Disfrute de lo mejor de la gastronomía de Maine en un entorno clásico. Nuestro menú celebra lo mejor de la tierra y el mar, con langosta de Maine recién capturada, ingredientes de origen local y recetas tradicionales perfeccionadas durante más de cuatro décadas.	Disfrute de la mejor cocina de Maine en nuestro entorno clásico. Nuestro menú celebra lo mejor de la tierra y del mar, con langosta fresca de Maine, ingredientes locales y recetas tradicionales perfeccionadas durante cuatro décadas.	https://jonathansogunquit.com/dinner-menu/
ERRORES FRAGMENTO 1			
From our famous lobster dishes to prime steaks and fresh seafood specialties, each plate is crafted with care and served in our warm, elegant atmosphere. Dine with us and discover why Jonathan's has been a cherished Ogunquit dining destination since 1976.	Desde nuestros famosos platos de langosta hasta filetes de primera y especialidades de marisco fresco, cada plato se elabora con esmero y se sirve en nuestro ambiente cálido y elegante. Cene con nosotros y descubra por qué Jonathan's ha sido un apreciado destino gastronómico en Ogunquit desde 1976.	Desde nuestros famosos platos de langosta hasta nuestros mejores filetes y especialidades de mariscos frescos, cada plato se elabora con cuidado y se sirve en un ambiente cálido y elegante. Cene con nosotros y descubra por qué Jonathan's ha sido un destino gastronómico apreciado en Ogunquit desde 1976.	https://jonathansogunquit.com/dinner-menu/
ERRORES FRAGMENTO 2			
A cornerstone of Ogunquit's culinary scene since 1976, Jonathan's has been serving exceptional farm to	Piedra angular de la escena culinaria de Ogunquit desde 1976, Jonathan's lleva décadas sirviendo	Jonathan's, piedra angular de la escena culinaria de Ogunquit desde 1976, ha servido excepcionales	

Figura 7. Captura de la hoja de cálculo de comparación.

Ahora, una vez llegados a este punto, generaremos un documento que incluya todos los fragmentos porque, como ya especificamos en el marco teórico, los sistemas de redes neuronales obtienen mejores resultados cuanto más contexto esté a su disposición (véase el apartado 2.2). Uniendo estos fragmentos podremos conseguir, al menos, más contexto cultural y situacional del que dispongan los motores que vamos a utilizar. Tanto Lilt como DeepL permiten introducir documentos completos para traducir y esta es la forma en la que hemos obtenido el resultado automático de los dos motores, que posteriormente ha sido añadido a la hoja de cálculo con la que trabajamos.

3.2 Selección de los motores

El criterio principal que hemos seguido para seleccionar los motores de traducción que utilizaríamos como herramientas comparables debía ser que los dos tuvieran una arquitectura básica de redes neuronales artificiales, es decir, que fuesen sistemas NMT. Ambos son utilizados extensamente, aunque presentan diferencias notables en sus sistemas. Otra de las razones por las cuales elegirlos es que, de entre todos los estudios comparativos entre motores de traducción que se han

realizado, ninguno se ha aventurado a comparar Lilt con DeepL. Esto en cierta parte es comprensible, puesto que Lilt integra un modo adaptativo en su interfaz que DeepL no, en el que el humano tiene un rol más allá de la posesición. A pesar de ello, también posee un modo de traducción automática íntegro, que es de lo que nos serviremos. Por último, queríamos también utilizar ciertas herramientas que involucran la traducción automática que hemos trabajado en el grado, como es el caso de Lilt.

Hemos orientado el estudio a analizar la adecuación de estos sistemas a un dominio concreto, como es el de la hostelería, para su implementación en contextos profesionales y analizar las diferencias de fluidez y precisión léxica que proponen.

3.2.1 DeepL

Para hacer la selección de otro motor NMT decidimos basarnos en un estudio publicado por la plataforma [MachineTranslation](#)⁶ desarrollada por Tomedes, una empresa estadounidense de servicios lingüísticos. En julio de 2024, el *blog* de la plataforma publicó el estudio que había llevado a cabo sobre diferentes motores de traducción NMT para evaluar cuál tenía mejor puntuación total y encontrar los motores más eficaces. El ganador, con bastante diferencia, fue DeepL.

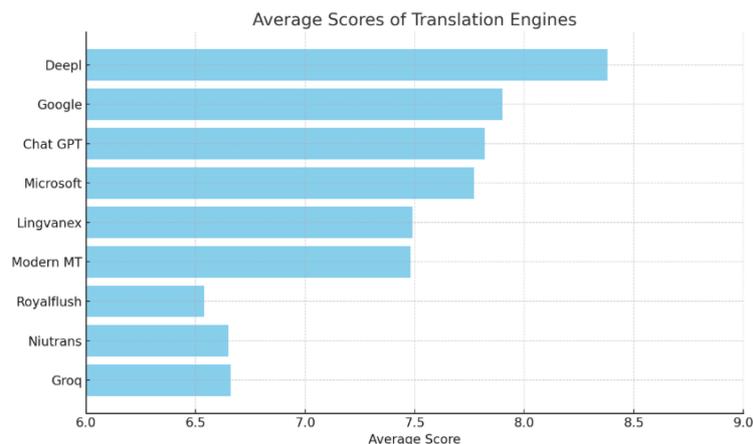


Gráfico 1. Estudio sobre diferentes motores de traducción.

De esta manera, podemos observar que DeepL obtuvo la mejor puntuación. Por lo que partimos de ello para seleccionarlo como objeto de estudio, con la finalidad de poder hallar una perspectiva real sobre la precisión del motor de TA de Lilt en comparación con el mejor motor del mercado.

Pero, primero, describamos brevemente ese gran potencial con el que cuenta DeepL. Fue lanzado en 2017 y con el paso de los años se ha consolidado como el máximo motor de traducción. Construido con una arquitectura de redes neuronales, su funcionamiento basado en el ya mencionado

⁶ MachineTranslation.com, además de proporcionar un sistema de traducción automática, agrega y compara resultados de diferentes motores de TA y creando análisis comparativos asistidos por IA y los puntúa la calidad con el objetivo de ayudar a los usuarios a elegir el motor de traducción que se adapte más a sus necesidades.

aprendizaje profundo, el motor proporciona resultados de alta calidad. Lo que lo hace mejor que otros motores que utilizan la misma arquitectura es el extenso corpus lingüístico de traducciones que lo respalda, que tiene su origen en los principios de la empresa, en su momento Linguee. Además, la empresa pone un destacado énfasis en la corrección incesante de este corpus para alcanzar el éxito frente a otros motores (Roiss y Zimmerman, 2021, p.363-382).

3.2.2 Lilt

Una vez resuelto el misterio del éxito de DeepL, vamos a centrarnos en el segundo objetivo de evaluación: Lilt. En primera instancia, podemos describirlo como una herramienta de traducción asistida por ordenador en la nube, es decir, no tendremos que instalar el programa en el *software* de nuestros ordenadores. Al igual que DeepL, es un modelo basado en redes neuronales y aprendizaje profundo, que se presenta como una herramienta indispensable para la traducción empresarial, ofreciendo un servicio que combina la inteligencia artificial, la traducción automática y una adaptabilidad única al ser humano. Ofrece varios planes de suscripción, así como la garantía de un equipo de ingeniería lingüística que se ocupa de ir mejorando cada vez más la precisión de esta herramienta (lo que se asemeja de la misma manera al trabajo lingüístico humano que hay detrás de DeepL).

Posee una interfaz sencilla, muy similar a Phrase TMS y relativos. Tiene una amplia gama de idiomas, en concreto 40 (Green, 2019) frente a los 32 que ofrece DeepL⁷. Podemos hablar de una plataforma de «traducción automática interactiva» (Parra Escartín, 2021), ya que a la vez que se traduce un segmento, permite seleccionar cada palabra de la frase al humano, sea de su propia elección o propuesta de traducción automática. Además, su motor de traducción puede ser personalizado en función de las necesidades de cada cliente empresarial y ofrecer correcciones a lo largo de los textos traducidos.

A pesar de su prisma adaptativo, debemos encaminar la descripción hacia una perspectiva automática. Lo que marca la diferencia y hace que esta herramienta sea diferente a otras de TAO es que integra un motor de traducción automática propio, lo cual en otras herramientas no sucede, ya que estas utilizan motores externos como Google Translate o DeepL como motores de traducción. Véase el caso de algunas abordadas en el Grado, como MateCat y SmartCat, que cumplen con expectativas TAO como memorias de traducción y gestión de traducciones, pero utilizan traducción automática proporcionada por motores externos.

Es por esta razón que Lilt constituye un modelo digno de estudio académico. Nuestro objetivo es definir qué tan preciso y eficaz es el motor que integra Lilt en comparación con el motor de traducción

⁷ Puede consultarse el número en la página oficial de DeepL: <https://support.deepl.com/hc/es/articles/360019925219-Idiomas-del-Traductor-de-DeepL> (recuperado el 30 de mayo de 2025)

automática por excelencia. Lo realizaremos en base a unos parámetros de análisis que serán detallados en el apartado 3.3.

En conclusión, la elección de DeepL y Lilt como objetos de estudio se basa en su enfoque común, la traducción automática neuronal y nuestro interés académico de comparar dos herramientas actuales de gran importancia en contextos profesionales. Seleccionamos DeepL por su liderazgo comprobado en los estudios de la plataforma de Tomedes, mientras que Lilt obtiene su atractivo gracias a integrar su propio motor. Aunque Lilt sea conocida por su capacidad interactiva, hemos decidido centrar este estudio en su rendimiento como motor de TA en su totalidad, evaluando su precisión en el ámbito de la hostelería frente al rendimiento indiscutible de DeepL.

3.3. Parámetros de evaluación cualitativa

Para poder realizar una evaluación pertinente de dos motores de traducción, es conveniente que nos basemos en parámetros de análisis académicos. La métrica de evaluación de la que vamos a hacer uso es MQM (Multidimensional Quality Metrics, por sus siglas en inglés), que se define como una métrica abierta y extensible diseñada para evaluar la calidad de traducción (Lommel *et al.*, 2014, p.455-456). Sus parámetros parten de los «tipos de problemas» que pueden encontrarse en una traducción (*typology errors*) y están destinados a la evaluación tanto de traducciones humanas como de traducciones automáticas o también poseídas. No es un modelo único que sea el que defina todas las evaluaciones de calidad, pero es flexible y se adapta correctamente a casi todos los ámbitos. Fue desarrollada entorno al año 2014, dentro del proyecto QTLaunchPad por el equipo de investigación alemán DFKI, que también fueron partícipes del desarrollo de un modelo previo (LISA).

El objetivo de esta métrica era encontrar una coherencia académica para describir errores de traducción, pero que se pudiese adaptar fácilmente a cualquier contexto. Los tipos de problemas se organizan en diferentes categorías, que han evolucionado con el tiempo. Nosotros implementaremos la clasificación más actual, que data de 2024 (Lommel *et al.*, 2024, p.5-6). Principalmente, la métrica se divide en siete niveles, *terminology*, *accuracy*, *linguistic conventions*, *style*, *locale conventions*, *audience appropriateness* y *design and markup*. Cada tipo se desglosa en subcategorías, que serán elegidas en función de los propósitos con los que haga uso de la métrica, ya sean académicos, comerciales o educativos. Existe un octavo nivel (*custom*) que puede añadirse a la división en caso de que se encuentren errores que no se ajustan a ninguna de las anteriores categorías. A continuación, se muestra la división adaptada en la que se configura la métrica MQM:

MQM ERROR TYPOLOGY							
TERMINOLOGY	ACCURACY	LINGUISTIC CONVENTIONS	STYLE	LOCALE CONVENTIONS	AUDIENCE APPROPRIATENESS	DESIGN AND MARKUP	CUSTOM
Inconsistent with terminology resource	Mistranslation	Grammar	Organization style	Number format	Culture-specific reference	Layout	Any other issue
Inconsistent use of terminology	Overtranslation	Punctuation	Third-party style	Currency format	Offensive	Markup tag	
Wrong term	Undertranslation	Spelling	Inconsistent with external reference	Measurement format		Truncation/text expansion	
	Addition	Unintelligible	Language register	Time format		Missing text	
	Omission	Character encoding	Akward style	Date format		Link/ cross-reference	
	Do not translate	Textual conventions	Unidiomatic style	Adress format			
	Untranslated		Inconsistent style	Telephone format			
				Shortcut key			

Figura 8. Categorización de errores MQM.

En cuanto al esquema anterior, hemos de precisar que simplemente es una adaptación del desglose real de categorías que hemos utilizado. En nuestro trabajo, solo haremos uso de las siguientes categorías (MQM Council, 2024):

- *Terminology* (terminología): errores que se producen cuando un término no se ajusta a las normas terminológicas del campo temático del texto o cuando un término meta no es el equivalente acuñado de la lengua del texto origen. Se divide en *inconsistent with terminology resource* (inconsistencia con la fuente terminológica), *inconsistent use of terminology* (uso inconsistente de la terminología) y *wrong term* (término erróneo).
- *Accuracy* (precisión): errores que se producen cuando el contenido meta no se corresponde con el contenido proposicional del texto origen debido a la omisión, adición o distorsión del mensaje. Dentro de esta categoría encontramos *mistranslation* (error de traducción), *overtranslation* (sobretraducción), *undertranslation* (traducción incompleta), *addition* (adición), *omission* (omisión), *do not translate* (no traducir) y *untranslated* (sin traducir).
- *Linguistic conventions* (convenciones lingüísticas): errores relacionados con la parte lingüística de un texto, como la gramática. Se divide en seis subcategorías; *grammar* (gramática), *punctuation* (puntuación), *spelling* (ortografía), *unintelligible* (incomprensible), *character encoding* (codificación de caracteres) y *textual conventions* (convenciones textuales).
- *Estilo (style)*: errores que surgen en un texto que, a pesar de ser gramaticalmente aceptables, resultan inadecuados debido a que se desvían de las directrices de estilo de la lengua meta. Dentro de esta categoría encontramos *organization style* (estilo organizativo), *third-party style* (estilo de terceros), *inconsistent with external reference* (inconsistencia de referencia externa), *languaje register* (registro de lenguaje), *awkward style* (estilo inusual), *unidiomatic style* (estilo no idiomático) y *inconsistent style* (estilo inconsistente).

4. Análisis

4.1. Detección de errores

Dentro de la hoja de cálculo, hemos identificado los errores por colores para una mejor visualización de la división de errores. Los errores de terminología están marcados en verde, los de precisión en rojo, los de convenciones lingüísticas en naranja y los de estilo en azul. Además, hemos especificado sus subcategorías en una fila debajo de cada fragmento.

A continuación, podremos observar una parte de la tabla en la que hemos realizado el análisis (*véase Anexo 1*). Las categorías principales están subrayadas en colores y debajo encontramos una fila donde se detalla el error, es decir, la subcategoría a la que pertenecen. También presentaremos una tabla que recoja todos los datos de forma numérica, de la cual extrajimos los gráficos representativos para nuestro análisis.

FRAGMENTO TO	TA RESULTANTE DEEPL	TA RESULTANTE LILT
Experience Maine dining at its finest in our classic setting. Our menu celebrates the best of land and sea, featuring fresh- caught Maine lobster, locally-sourced ingredients, and time- honored recipes perfected over four decades.	Disfrute de lo mejor de la gastronomía de Maine en un entorno clásico. Nuestro menú celebra lo mejor de la tierra y el mar, con langosta de Maine recién capturada, ingredientes de origen local y recetas tradicionales perfeccionadas durante más de cuatro décadas.	Disfrute de la mejor cocina de Maine en nuestro entorno clásico. Nuestro menú celebra lo mejor de la tierra y del mar, con langosta fresca de Maine, ingredientes locales y recetas tradicionales perfeccionadas durante cuatro décadas.
ERRORES FRAGMENTO 1	un: grammar	fresca: mistranslation cuatro: omission (<i>over</i>)

Figura 9. Ejemplo de la hoja de cálculo de análisis.

ERRORS TYPOLOGY				
CATEGORIES	TERMINOLOGY	ACCURACY	LINGUISTIC CONVENTIONS	STYLE
DEEPL	3	8	7	8
LILT	4	10	8	6

Tabla 2. Datos extraídos de la hoja de cálculo de evaluación.

4.2. Descripción de errores

El análisis que hemos seguido, como hemos descrito, es cualitativo. Hemos realizado una evaluación humana del producto de dos motores de traducción automática. Ambos motores han cometido errores que forman parte de las categorías seleccionadas de la métrica MQM, por lo que utilizando gráficos conseguiremos la mejor manera de ver de manera visual y numéricamente los resultados. De esta forma, seremos capaces de analizarlos correctamente. Una vez recopilados los datos numéricos de los errores identificados, procederemos a mostrar el gráfico que han constituido esos errores en cada motor.

En los siguientes gráficos aparecen los porcentajes de errores que presenta cada motor individualmente:

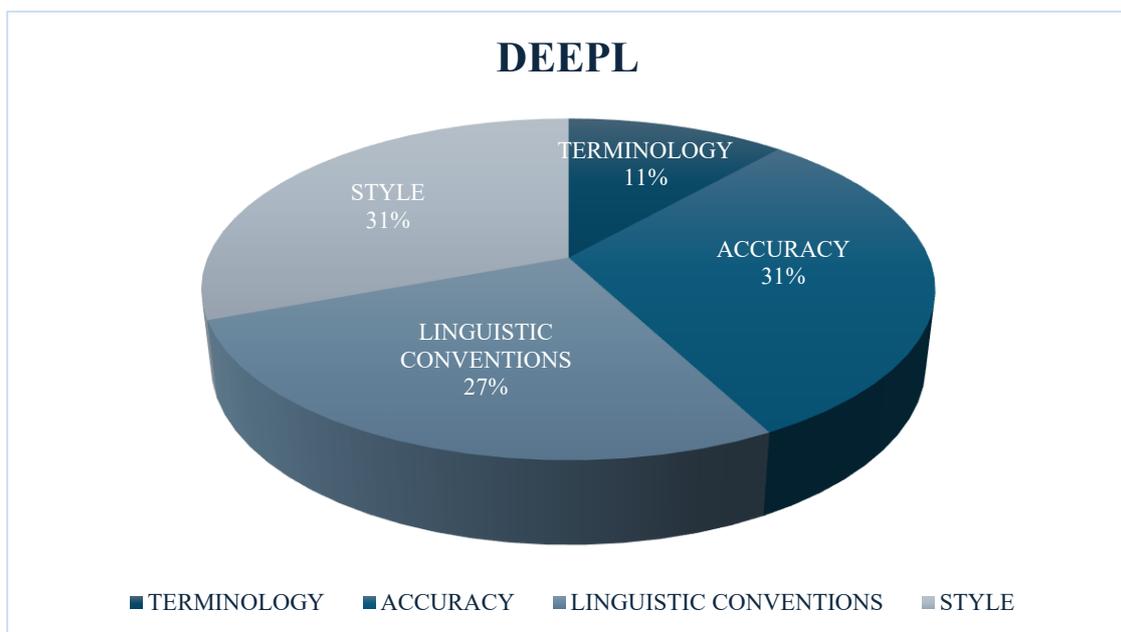


Gráfico 2. Errores cometidos por DeepL.

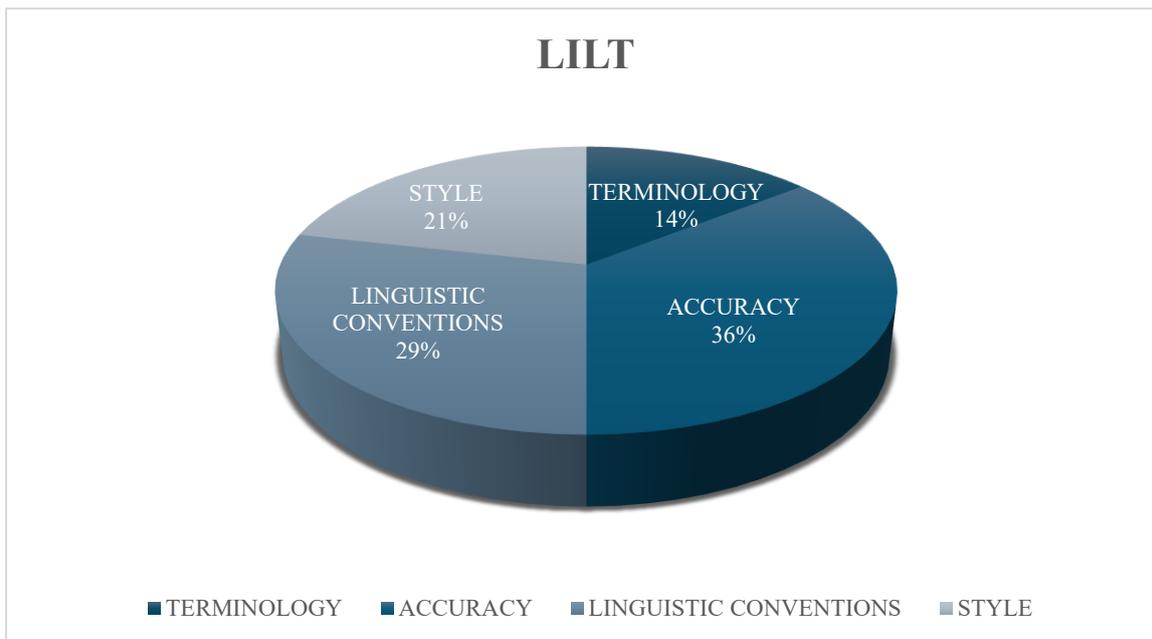


Gráfico 3. Errores cometidos por Lilt.

Tras haber definido brevemente⁸ en qué consisten las categorías que más se han repetido y habiendo observado los resultados, procederemos a ejemplificar nuestro análisis. Dentro de la categoría *precisión*, encontramos la subcategoría *traducción errónea*. En este caso, vemos que DeepL ha cometido un 31 % de errores, frente al 36 % de Lilt.

Motor	EN	ES	CORRECCIÓN
DeepL	<i>farm to table</i>	<i>de la granja a la mesa</i>	<i>frescos y locales</i>
Lilt	<i>world-class performances</i>	<i>actuaciones de clase mundial</i>	<i>actuaciones de primera categoría</i>

Tabla 3. Ejemplos de errores de traducción de la muestra de análisis.

Después, la categoría *terminología*. Se produce cuando el término meta no se ajusta a las convenciones o normas propias de la lengua de destino ni a la temática del texto. Apreciamos que DeepL ha cometido un 11 % de errores frente a un 14 % de Lilt.

Motor	EN	ES	CORRECCIÓN
DeepL	<i>scroll down</i>	<i>desplácese</i>	<i>deslice hacia abajo</i>
Lilt	<i>musical impressions</i>	<i>impresiones musicales</i>	<i>imitaciones</i>

Tabla 4. Ejemplos de errores de terminología de la muestra de análisis.

Información extraída de la página oficial de la métrica de nuestros parámetros de análisis, donde se detallan más las categorías que lo conciernen: MQM (Multidimensional Quality Metrics).

En cuanto a errores de *convenciones lingüísticas*, los principales han sido de *gramática*. Los errores de gramática hacen referencia a una traducción que contradiga las convenciones gramaticales de la lengua meta, ya sean errores de concordancia, sintaxis o tiempos verbales. Representan un 27 % de los errores de DeepL, y un 29 % de Lilt.

Motor	EN	ES	CORRECCIÓN
DeepL	<i>several dining room, lounge and upstairs</i>	<i>varios comedores, salón y sala</i>	<i>varios comedores, salones y salas</i>
Lilt	<i>has been thoughtfully preserved</i>	<i>se ha transformado</i>	<i>se ha conservado cuidadosamente</i>

Tabla 5. Ejemplos de errores de convenciones lingüísticas de la muestra de análisis.

Los errores de estilo representan un 31 % de los errores de DeepL y un 21 % de los de Lilt.

Motor	EN	ES	CORRECCIÓN
DeepL	<i>a cornerstone of</i>	<i>piedra angular de</i>	<i>pilar de</i>
Lilt	<i>listening room</i>	<i>sala de escucha</i>	<i>auditorio</i>

Tabla 6. Ejemplos de errores de estilo de la muestra de análisis.

4.3. Resultados

Como puede comprobarse en los errores presentados, ambos motores distan mucho de conseguir la precisión humana actual. Uno de los motivos por los que nos decantamos por una evaluación humana de los resultados era asegurar que se detectaba de manera correcta el nivel de precisión y fluidez de ambos motores.

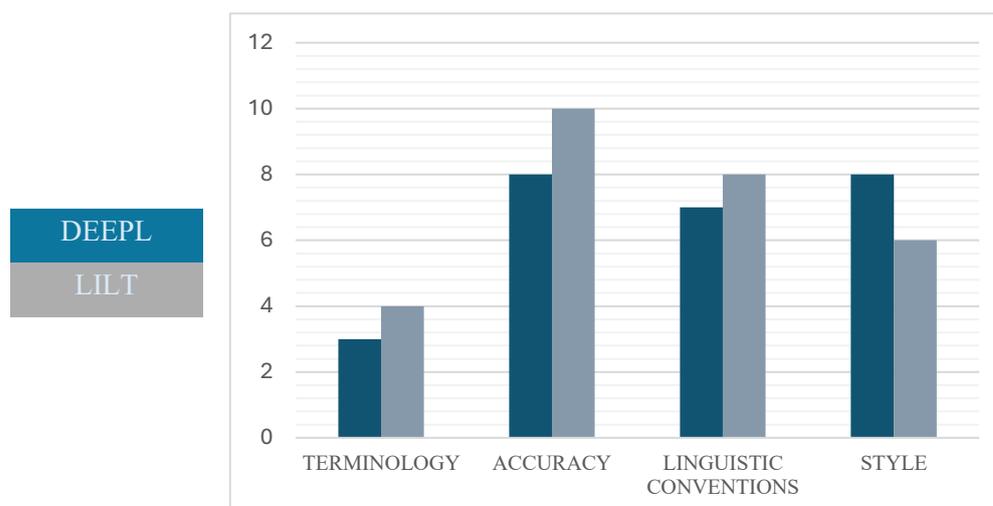


Gráfico 4. Comparación de errores de los dos motores de estudio.

De este gráfico obtendremos las conclusiones de nuestro análisis. Ya hemos abordado los tipos de errores que más protagonismo han tomado en el texto, en concreto la precisión y el estilo. En líneas generales, de estas categorías podemos extraer una certeza: ambos motores cometen varios errores que perjudican la coherencia y cohesión del texto meta.

Vemos que, en términos de precisión, Lilt no ha conseguido sobreponerse a DeepL. Esto constituye un punto a favor de los estudios que lo coronan como el máximo traductor automático. Por otro lado, y sorprendentemente, hemos hallado que DeepL ha cometido más errores de estilo que Lilt, es decir, que en este texto de ámbito hostelero, Lilt ha conseguido una mayor conexión lógica entre las ideas y un ritmo más equilibrado. Esto presenta un punto muy a favor del motor de traducción que integra Lilt, el cual no es tan conocido al no ser de licencia libre como lo es DeepL.

En cuanto a la terminología ambos motores han realizado un muy buen trabajo, ya que se sitúa como la categoría con menos errores. Es verdad que Lilt ha cometido más, pero con solo un error de distancia.

Ahora bien, en precisión existe una distancia de dos errores entre DeepL y Lilt y en convenciones lingüísticas la distancia se acorta hasta llegar a un solo error. Esto significa que el motor NMT de Lilt, está muy cerca de poder convertirse en lo que es hoy en día DeepL. A pesar de ser un motor que integre una herramienta de traducción asistida, es intrigante el potencial que podría presentar como motor independiente si en un futuro, no muy lejano, extrapolasen el motor y su funcionamiento a un entorno de código libre, del cual pueda continuar retroalimentándose de la manera en la que lo realiza dentro de la herramienta

5. Conclusiones

Después de haber concluido el análisis, es preciso que recojamos resumidamente los aprendizajes que hemos extraído. En cuanto al marco teórico, tras una investigación profunda, pudimos ver que la traducción automática no tuvo un proceso rápido en sus orígenes. Ha ido evolucionando desde arquitecturas básicas basadas en reglas y estadísticas hasta la implementación de las redes neuronales artificiales. A pesar de no tener tanta trayectoria histórica como los anteriores motores, la TA neuronal (NMT) representa el enfoque más avanzado hasta la fecha. En los últimos años, esta ha mejorado potencialmente la calidad de los resultados que proporciona. Ofrece traducciones muy precisas y con una fluidez que podría confundirse con la humana, pero no es infalible. Se siguen identificando errores, especialmente en textos que no son tan especializados, que poseen ambigüedad, carga cultural, etc. En este caso, se comprueba que el papel del humano no desaparece, sino que cambia y se adapta. La posesición se constituye como una etapa indispensable en el proceso de traducción.

Por lo que respecta al análisis del producto resultante de los motores NMT seleccionados, DeepL y Lilt, existen varias métricas automáticas para la evaluación de la TA, como BLEU, TER y METEOR, pero para acceder a ellas, se necesita una licencia de pago. Por ello, decidimos orientar el trabajo hacia un análisis humano, que permitiese una evaluación mucho más adecuada al contexto. Utilizamos una métrica ampliamente reconocida en la comunidad traductora, MQM, para llevar a cabo el análisis de los resultados.

Los resultados que obtuvimos fueron que DeepL presenta bastante más precisión léxica y terminológica, mientras que Lilt ha demostrado mayor fluidez y naturalidad en el estilo y desarrollo del texto. Desde esta perspectiva, DeepL se convierte en la herramienta clave para textos donde la fidelidad al contenido original es la prioridad y Lilt se adaptaría mejor a contextos con una mayor carga cultural específica como es el ámbito de la hostelería. A pesar de estos resultados, los dos motores cometieron graves errores de traducción, terminología, gramática y estilo, lo que evidencia la necesidad irremplazable de la posesición para obtener un texto profesional. La diferencia más destacable es que Lilt, a pesar de ser menos conocido y más limitado en disponibilidad, proporciona un desempeño sorprendentemente cercano al de DeepL, lo cual lo dota de gran potencial en entornos profesionales.

En líneas generales, con este trabajo hemos podido demostrar, pero sobre todo consolidar, nuestro aprendizaje de los cuatro años de duración del grado, abordando la gestión terminológica, manejo de herramientas de traducción y sobre todo, la capacidad crítica de hacer un análisis que manifieste los saberes traductológicos que hemos adquirido.

6. Referencias

- Agarwal, A. y Lavie, A. (2008). METEOR, M-BLEU and M-TER: evaluation metrics for high-correlation with human rankings of machine translation output. *In Proceedings of the Third Workshop on Statistical Machine Translation* (pp. 115–118). Association for Computational Linguistics. Language Technologies Institute. Carnegie Mellon University. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1626394.1626406>
- AltexSoft Editorial Team. (2023). Language Models, Explained: How GPT and Other Models Work. *Blog AltexSoft*. <https://www.altexsoft.com/blog/language-models-gpt/>
- Arnold, D., Balkan, L., Meijer, S., Humphreys, R.L. y Sadler, L. (1994). *Machine Translation: An Introductory Guide*, (pp.19-85). Oxford: NCC Blackwell.
- Briva-Iglesias, V. (2024). *Fostering human-centered, augmented machine translation: Analysing interactive post-editing*. PhD thesis. Dublin: Dublin City University.
- Forcada, M. (2017). Making sense of neural machine translation. *Translation Spaces*, 6 (2): 291-309. <https://www.dlsi.ua.es/~mlf/docum/forcada17j2.pdf>
- Forcada, M. L., Ginestí-Rosell, M., Nordfalk, J., O'Regan, J., Ortiz-Rojas, S., Pérez-Ortiz, J. A., Sánchez-Martínez, F., Ramírez-Sánchez, G., & Tyers, F. M. (2011). Apertium: A free/open-source platform for rule-based machine translation. *Machine Translation*, 25, 127-144. <https://doi.org/10.1007/s10590-011-9090-0>
- Glushkova A., Zerva C. y Martins, F.T.A. (2023). BLEU Meets COMET: Combining Lexical and Neural Metrics Towards Robust Machine Translation Evaluation. En *Proceedings of the 24th Annual Conference of the European Association for Machine Translation* (pp. 47–58). Tampere: European Association for Machine Translation.
- Green, S. (2019). Lilt adds 40th language! *Laboratorio de Lilt*. <https://labs.lilt.com/lilt-adds-40th-language>
- Lommel, A., Uszkoreit, H. y Burchardt, A. (2014). Multidimensional Quality Metrics (MQM): A Framework for Declaring and Describing Translation Quality Metrics. *Revista Tradumática*, 77, 455-46. <https://doi.org/10.5565/rev/tradumatica.77>

- Lommel, A., Gladkoff, S., Melby, A., Wright, S. E., Strandvik, I., Gasova, K., Vaasa, A., Benzo, A., Sparano, R. M., Faresi, M., Innis, J., Han, L., & Nenadic, G. (2024). *The Multi-Range Theory of Translation Quality Measurement: MQM scoring models and Statistical Quality Control*. Ithaca: Cornell University. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2405.16969>
- López Pereira, A. (2018). *Traducción automática neuronal y traducción automática estadística: percepción y productividad*. Trabajo Fin de Máster. Barcelona: Universidad Autónoma de Barcelona. <https://ddd.uab.cat/record/202425>
- MachineTranslation.com. (2024). *Translation Engines Benchmark: Comparing the Best Machine Translation Engines*. <https://www.machinetranslation.com/blog/translation-engines-benchmark>
- Měchura, M. (2022). We need to talk about bias in machine translation. *The Fairslator whitepaper*. (pp.6-7). <https://www.fairslator.com/fairslator-whitepaper.pdf>
- Moreno Jaureguizar, I. (2023). *Uso de la traducción automática en el ámbito profesional*. Trabajo Fin de Grado. Madrid: Facultad de Ciencias Humanas y Sociales. Universidad Pontificia Comillas.
- MQM Council (2024). *MQM-Core Error Typology*. <https://themqm.org/downloads/>.
- Sánchez Ramos, M. y Rico Pérez, C. (2020). *Traducción automática. Conceptos clave, procesos de evaluación y técnicas de posesición*. Granada: Comares.
- Parra Escartín, C. (2021). Historia de la traducción automática. *La Linterna del Traductor*, 6. <https://lalinternadeltraductor.org/n6/traduccion-automatica.html>
- Parra Escartín, C. (2021). ¿Cómo ha evolucionado la traducción automática en los últimos años? *La Linterna del Traductor*, 16. <https://lalinternadeltraductor.org/n16/traduccion-automatica.html>
- Ramírez Polo, L. (2012). Los lenguajes controlados y la documentación técnica: mejorando la traducibilidad. *Revista Traumática*, 10, 192-204. <https://doi.org/10.5565/rev/tradumatica.25>
- Roiss, S., y Zimmermann González, P. (2021). DeepL y su potencial para el desarrollo de la capacidad de análisis crítico en la clase de Traducción inversa. *Hermēneus. Revista de traducción e interpretación*, 22, 363-382. <https://doi.org/10.24197/her.22.2020.363-382>
- Somers, H. (2012). Computer-Assisted Language Learning and Machine Translation. En C.A. Chapelle (Ed.), *The Encyclopedia of Applied Linguistics*. Chichester, Wiley-Blackwell. <https://doi.org/10.1002/9781405198431.wbeal0175>

Weaver, W. (1949). *Translation. Machine translation of languages: fourteen essays*. Cambridge, Mass. Technology Press of the Massachusetts Institute of Technology.

Wu, Y., Schuster, M., Chen, Z., Le, Q. V., Norouzi, M., Macherey, W., Krikun, M., Cao, Y., Gao, Q., Macherey, K., Klingner, J., Shah, A., Johnson, M., Liu, X., Kaiser, Ł., Gouws, S., Kato, Y., Kudo, T., Kazawa, H., Stevens, K., Kurian, G., Patil, N., Wang, W., Young, C., Smith, J., Riesa, J., Rudnick, A., Vinyals, O., Corrado, G., Hughes, M., & Dean, J. (2016). *Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation* (pp.1-23). Ithaca: Cornell University. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1609.08144>

ANEXOS

ANEXO 1. Tabla completa de análisis.

FRAGMENTO TO	TA RESULTANTE DEEPL	TA RESULTANTE LILT
<p>Experience Maine dining at its finest in our classic setting. Our menu celebrates the best of land and sea, featuring fresh-caught Maine lobster, locally-sourced ingredients, and time-honored recipes perfected over four decades.</p>	<p>Disfrute de lo mejor de la gastronomía de Maine en un entorno clásico. Nuestro menú celebra lo mejor de la tierra y el mar, con langosta de Maine recién capturada, ingredientes de origen local y recetas tradicionales perfeccionadas durante más de cuatro décadas.</p>	<p>Disfrute de la mejor cocina de Maine en nuestro entorno clásico. Nuestro menú celebra lo mejor de la tierra y del mar, con langosta fresca de Maine, ingredientes locales y recetas tradicionales perfeccionadas durante cuatro décadas.</p>
<p>ERRORES FRAGMENTO 1</p>	<p>un: grammar</p>	<p>fresca: mistranslation cuatro: omission (<i>over</i>)</p>
<p>From our famous lobster dishes to prime steaks and fresh seafood specialties, each plate is crafted with care and served in our warm, elegant atmosphere. Dine with us and discover why Jonathan's has been a cherished dining destination since 1976.</p>	<p>Desde nuestros famosos platos de langosta hasta filetes de primera y especialidades de marisco fresco, cada plato se elabora con esmero y se sirve en nuestro ambiente cálido y elegante. Cene con nosotros y descubra por qué Jonathan's ha sido un apreciado destino gastronómico en Ogunquit desde 1976.</p>	<p>Desde nuestros famosos platos de langosta hasta nuestros mejores filetes y especialidades de mariscos frescos, cada plato se elabora con cuidado y se sirve en un ambiente cálido y elegante. Cene con nosotros y descubra por qué Jonathan's ha sido un destino gastronómico apreciado en Ogunquit desde 1976.</p>
<p>ERRORES FRAGMENTO 2</p>	<p>filetes de primera: awkward style</p>	<p>nuestros: grammar cuidado: mistranslation</p>

A cornerstone of Ogunquit's culinary scene since 1976, **Piedra angular** de la escena culinaria de Ogunquit Jonathan's has been serving desde 1976, Jonathan's lleva décadas sirviendo exceptional farm to table, Maine platos excepcionales **de la granja a la mesa**, seafood and classic cuisine to the marisco de Maine y cocina clásica al público local y local and traveling public for viajero. decades.

Jonathan's, **pedra angular** de la escena culinaria de Ogunquit desde 1976, ha servido excepcionales platos **de granja a mesa**, mariscos de Maine y cocina clásica para el público local y viajero durante décadas.

ERRORES FRAGMENTO 3

pedra angular: unidiomatic style
de la granja a la mesa: mistranslation

de granja a mesa: mistranslation
pedra angular: unidiomatic style

Our landmark building, once Jonathan's family home, has been thoughtfully preserved while being transformed into an elegant dining destination with several dining room, lounge and upstairs listening room and banquet space.

Nuestro edificio emblemático, que una vez fue la casa de la familia de Jonathan, se ha conservado cuidadosamente mientras se transforma en un elegante destino gastronómico con **varios comedores, salón y sala de audición de arriba y espacio para banquetes.**

Nuestro edificio emblemático, que **alguna** vez fue la casa familiar de Jonathan, se ha conservado cuidadosamente mientras **se ha transformado** en un elegante destino gastronómico con varios comedores, salones **y salas de escucha y banquetes en la planta superior.**

ERRORES FRAGMENTO 4

varios comedores, salón y : grammar
sala de audición de arriba y espacio para banquetes: mistranslation

alguna: addition
se ha transformado: grammar
y salas de escucha y banquetes en la planta superior: textual conventions

From world-class performances to unforgettable private events, Jonathan's offers the perfect setting for any occasion. Our classic venue combines intimate charm with modern amenities to create truly memorable experiences.

Desde actuaciones de **talla mundial** hasta eventos privados inolvidables, Jonathan's ofrece el marco perfecto para cualquier ocasión. Nuestro local clásico combina el encanto íntimo con las comodidades modernas para crear experiencias verdaderamente memorables.

Desde actuaciones de **clase mundial** hasta eventos privados inolvidables, Jonathan's ofrece el escenario perfecto para cualquier ocasión. Nuestro **clásico espacio** combina el encanto íntimo con las comodidades modernas para crear experiencias verdaderamente memorables.

ERRORES FRAGMENTO 5

talla mundial: mistranslation

clase mundial: mistranslation

clásico espacio: textual conventions

Laugh-out-loud entertainment from top comedic talents

Entretenimiento a carcajadas de los mejores cómicos

Entretenimiento a risas a todo volumen de los mejores talentos cómicos

ERRORES FRAGMENTO 6

full segment: unidiomatic style

full segment: unidiomatic style

Wedding Venue in Ogunquit

Lugar de **la boda** en Ogunquit

Lugar de **boda** en Ogunquit

ERRORES FRAGMENTO 7

la: addition

boda: unidiomatic style

boda: unidiomatic style

Gallery Peek

Galería de imágenes

Galería **Peek**

ERRORES FRAGMENTO 8

none

peek: untranslated

Pan Seared Scallops
bacon maple cream sauce / greens
/ mild red pepper threads

«Vieiras a la sartén
salsa de crema de arce y **bacon** / verduras / **hilos de pimiento rojo** suave»

Pan Seared Scallopsbacon Salsa de crema de arce /
verduras / hilos de **pimiento rojo** suave

ERRORES FRAGMENTO 9	bacon: textual conventions pimiento rojo: wrong term «»: textual conventions	pan seared: untranslated unintelligible pimiento rojo: wrong term	scallopsbacon: salsa: spelling
Maine Mussels	Mejillones de Maine	Mejillones de Maine	
ERRORES FRAGMENTO 10	none	none	
Iceberg Wedge Salad iceberg / pickled onion / Nueske bacon / bleu cheese wedge / bleu cheese dressing	Ensalada Iceberg iceberg / cebolla encurtida / bacon Nueske / cuña de queso bleu / aliño de queso bleu	Iceberg Wedge Saladiceberg / cebolla en escabeche / tocino Nueske / cuña de queso azul / aderezo de queso azul	
ERRORES FRAGMENTO 11	bacon: textual conventions bleu: untranslated bacon: terminology, wrong term	wedge: textual conventions saladiceberg: unintelligible	
Make your salad a Demi! Garden Salad, Caesar Salad or Iceberg Wedge Salad	¡Haz de tu ensalada una Demi! Ensalada de la huerta, Ensalada César o Ensalada Iceberg en cuña	¡Haz tu ensalada un Demi! Ensalada de jardín , ensalada César o ensalada de cuña de iceberg	
ERRORES FRAGMENTO 12	una demi: mistranslation en cuña: do not translate	una demi: mistranslation, ensalada de jardín: wrong term de cuña: do not translate	
Accompaniments & Enhancements	Acompañamientos y mejoras	Acompañamientos y mejoras	
ERRORES FRAGMENTO 13	full segment: unidiomatic style	full segment: unidiomatic style	

Jimmy Keys

Saturday, August 30, 2025- 7:00 pm EST

Our tickets have 3 different categories. See chart for breakdown of different categories and scroll down to select your seats on the seating map. Prices shown on the seating map are all inclusive.

Jimmy Keys

Sábado, 30 de agosto de 2025- 7:00 pm EST

Nuestras entradas tienen 3 categorías diferentes. Ve la tabla para el desglose de las diferentes categorías y **desplácese** hacia abajo para seleccionar sus asientos en el mapa de asientos. Los **precios mostrados** en el mapa de asientos incluyen **todo**

Jimmy Keys

Sábado, 30 de agosto de 2025- 7:00 pm EST

Nuestras entradas tienen 3 categorías diferentes. Consulte el cuadro para ver el desglose de las diferentes categorías y **desplácese** hacia abajo para seleccionar sus asientos en el mapa de asientos. Los precios que se muestran en el mapa de asientos son todo incluido.

ERRORES FRAGMENTO 14

desplácese: wrong word

precios mostrados: unidiomatic style

todo: punctuation (.)

desplácese: terminology, wrong word

“He’s a cross between Elton John (in that he sings and plays the piano) and Robin Williams (in that his comedy is off-the-wall). His show is packed with comedy, visual musical impressions and favorite Broadway songs, wrapped around some of the most exciting piano playing and audience

«Es un cruce entre Elton John (porque canta y toca el piano) y Robin Williams (porque su comedia es fuera de lo común). Su espectáculo está repleto de comedia, imitaciones musicales visuales y **canciones favoritas** de Broadway, todo ello envuelto en **una** de las interpretaciones **al** piano y la participación del público más emocionantes que jamás se hayan visto».

Es un cruce entre Elton John (en cuanto canta y toca el piano) y Robin Williams (en cuanto a su comedia es increíble). Su espectáculo está lleno de comedia, **impresiones** musicales visuales y **canciones favoritas** de Broadway, todo ello envuelto en algunas de las interpretaciones de piano y participación del público más emocionantes que jamás hayas presenciado.

participation that you will ever witness.”

ERRORES FRAGMENTO 15	canciones favoritas: unidiomatic style una: grammar al: grammar	impresiones: mistranslation, false friend favoritas: style, unidiomatic style conventions	canciones «.»: textual
This event held inside in our Upstairs Listening Room.	Este acto se celebra en el interior de nuestra sala de escucha del piso superior.	Este evento se llevó a cabo en el interior de nuestra sala de escucha de arriba.	
ERRORES FRAGMENTO 16	sala de escucha: unidiomatic style	se llevó: grammar, tense sala de escucha: unidiomatic style	