



---

**Universidad de Valladolid**

FACULTAD DE TRADUCCIÓN E INTERPRETACIÓN

Grado en Traducción e Interpretación

TRABAJO DE FIN DE GRADO

**La traducción automática neuronal  
inglés-español de las recetas de cocina:  
análisis de errores**

Presentado por D. Miguel Metola Navaridas

Tutelado por la Dra. M.<sup>a</sup> Teresa Ortego Antón

Soria, junio de 2022

A mi madre.

## Índice

RESUMEN .....	4
ABSTRACT .....	4
1. INTRODUCCIÓN .....	5
1.1. Justificación .....	5
1.2. Hipótesis .....	5
1.3. Competencias .....	6
1.4. Objetivos.....	6
2. MARCO TEÓRICO.....	7
2.1. La traducción automática .....	7
2.1.1. Antecedentes.....	7
2.1.2. Sistemas de traducción automática .....	8
2.1.2.1. Sistemas de traducción automática basados en reglas .....	8
2.1.2.2. Sistemas de traducción automática basados en estadística .....	9
2.1.2.3. Sistemas de traducción automática basados en ejemplos .....	9
2.1.2.4. Sistemas de traducción automática híbridos .....	10
2.1.2.5. Sistemas de traducción automática basados en redes neuronales .....	10
2.2. La posesición.....	10
2.2.1. Tipos de posesición .....	11
2.2.2. Métricas de posesición.....	12
3. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS .....	14
3.1. La selección de los sistemas de traducción automática .....	14
3.2. El texto que se va a analizar .....	15
3.3. Parámetros de análisis .....	19
4. ANÁLISIS Y RESULTADOS .....	21
4.1. Análisis de los errores de traducción .....	21
4.2. Resultados por sistema de traducción .....	24
4.2.1. DeepL.....	24
4.2.2. Google Translate .....	24
4.2.3. eTranslation.....	25

4.2.4. Microsoft Bing.....	27
4.3. Comparación de los resultados .....	28
5. CONCLUSIONES .....	31
6. REFERENCIAS .....	32

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Captura de la página web de Palacios, donde se incluye la receta.....	15
Figura 2. Captura de la receta de Palacios. ....	17
Figura 3. Captura de los ingredientes necesarios para elaborar la receta.....	17
Figura 4. Captura de los elementos no verbales. ....	18
Figura 5. Captura de los pasos para elaborar la receta. ....	18
Figura 6. Captura de la hoja de cálculo de Excel con los segmentos.....	19

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Diferencias entre la posesición completa y la posesición rápida (O'Brien, 2010: 20). .....	12
Tabla 2. Estructura retórica de una receta.....	16
Tabla 3. Categorías de errores según Ortiz (2016: 63-64). ....	20
Tabla 4. Análisis de los errores de traducción por segmentos. ....	23

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Errores de DeepL. ....	24
Gráfico 2. Errores de Google Translate.....	25
Gráfico 3. Errores de eTranslation. ....	26
Gráfico 4. Errores de Microsoft Bing.....	27
Gráfico 5. Total de errores de precisión y fluidez.....	28
Gráfico 6. Total de errores por sistema de TA.....	28
Gráfico 7. Comparación general de errores de precisión y fluidez por sistemas de TA. ....	29
Gráfico 8. Comparación desglosada de subcategorías de errores por sistemas de TA.....	30

## RESUMEN

En un periodo de la historia en el que los avances tecnológicos son cada vez más numerosos y sofisticados, existe cierta inquietud en los Estudios de Traducción e Interpretación sobre si, como ha ocurrido en otros ámbitos, los sistemas de traducción automática neuronal pueden llegar a sustituir la actividad humana. El presente Trabajo de Fin de Grado (TFG) tiene como objetivo verificar si una selección de sistemas de traducción automática neuronal son capaces de ofrecer un producto final con una calidad semejante a la humana durante el trasvase interlingüístico del inglés al español de una receta de cocina. Para llevar a cabo este estudio, clasificaremos y analizaremos la tipología de errores cometida por cada sistema de TA neuronal basándonos en una adaptación de la métrica MQM (Multidimensional Quality Metrics).

Palabras clave: traducción automática neuronal, error, receta, inglés, español.

## ABSTRACT

Nowadays technological advances are increasing and being more sophisticated, so Translation and Interpreting Studies are showing more concern about whether, as it has happened in other sectors, neural machine translation systems can replace human activity. The aim of this research is to verify if neural machine translation systems are capable of generating a final product with a human-like quality when translating a cooking recipe from English into Spanish. In order to carry out this research, we will classify and analyze the typology of errors made by each neural MT system following an adaption of the patterns stated in MQM (Multidimensional Quality Metrics).

Palabras clave: neural machine translation, error, recipe, English, Spanish.

## 1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo de fin de grado (TFG), titulado *La traducción automática neuronal inglés-español de las recetas de cocina: análisis de errores* se centrará en dos campos que nos generan especial interés dentro de los Estudios de Traducción e Interpretación: por un lado, trabajaremos con herramientas de traducción asistida por ordenador (TAO), concretamente, con la traducción automática neuronal, derivada de la expansión tecnológica del último siglo; por otro lado, abordaremos una tipología textual relacionada con el auge de la traducción agroalimentaria en el mundo globalizado.

### 1.1. Justificación

A pesar del gran potencial que poseen, los sistemas de TA son una herramienta poco estudiada a lo largo de nuestra formación como estudiantes del Grado en Traducción e Interpretación debido a las posturas enfrentadas que existen en torno a ellos. Por un lado, hay quienes los rechazan, ya que temen que acaben sustituyendo la actividad humana, como ha sucedido en algunos sectores profesionales. Por otro lado, hay voces que, reconociendo las posibilidades que ofrecen, los conciben como una herramienta complementaria al trabajo de los traductores profesionales que permite aumentar la productividad.

El motivo por el que hemos decidido trabajar con la traducción automática surge del interés que nos suscitan las nuevas tecnologías y la cuestión de su implantación en el sector de la traducción profesional. Si bien a lo largo del Grado en Traducción e Interpretación hemos podido cursar asignaturas como Informática Aplicada a la Traducción, Traducción Asistida por Ordenador (TAO), TIC para la Traducción o Localización, que amplían conocimientos sobre diferentes recursos informáticos, consideramos que aún no hemos llegado a aprovechar el inmenso potencial que nos brindan.

Respecto al campo agroalimentario, una de las principales razones por las que lo hemos elegido como objeto de estudio para este Trabajo de Fin de Grado es la gran importancia de dicho sector en la comunidad autónoma de La Rioja, donde podemos encontrar numerosas empresas líderes en el sector.

### 1.2. Hipótesis

A la vista del enorme potencial, en el presente trabajo nos gustaría verificar si los actuales sistemas de traducción automática neuronal de inglés a español son capaces de ofrecer un producto resultante con una calidad similar a la traducción humana.

### 1.3. Competencias

En el presente Trabajo de Fin de Grado ponemos en práctica las destrezas y conocimientos adquiridos durante el periodo de formación del Grado en Traducción e Interpretación, así como una serie de competencias específicas que se describen en la guía docente de la asignatura Trabajo Fin de Grado del curso 2021-2022.

Las competencias generales que se alcanzan a lo largo de este TFG corresponden con G1, G2, G3, G4, G5 y G6.

En lo que respecta a las competencias concretas adquiridas durante el Grado gracias a las diferentes asignaturas cursadas, se desarrollan las siguientes: E1, E2, E5, E8, E17, E18, E19, E26, E29, E34, E41, E47, E49, E50, E51 y E52.

### 1.4. Objetivos

El objetivo principal de este estudio es analizar el producto resultante de una receta de cocina propuesto por cuatro sistemas de TA neuronal y determinar, si procede, cuál de ellos es capaz de producir un texto meta con una calidad similar a la humana.

Además de este objetivo general, queremos alcanzar los siguientes objetivos específicos:

- Determinar la importancia de la traducción automática para un traductor profesional.
- Detectar la tipología de errores cometidos por los diferentes sistemas de TA neuronal.
- Clasificar los errores cometidos por los sistemas de TA neuronal en función de la categoría a la que pertenecen.
- Comparar los errores cometidos por los cuatro sistemas de TA neuronal.
- Verificar cuál de los cuatro sistemas de TA neural ofrece un menor número de errores y, por tanto, mejores resultados para la tipología textual propuesta.
- Profundizar en la tipología de errores que reproduce cada sistema de TA neuronal en sus textos meta.

Una vez hemos definido las hipótesis, competencias y objetivos, en el marco teórico ofreceremos una descripción de los conceptos que vertebrarán el presente trabajo. A continuación, explicaremos la metodología que vamos a emplear y aplicar en el apartado de análisis y resultados. Con los resultados que se desprendan de dicho análisis podremos extraer, finalmente, las conclusiones.

## 2. MARCO TEÓRICO

### 2.1. La traducción automática

Desde hace ya unos años, los Estudios de Traducción están siendo testigos de uno de los momentos más revolucionarios y decisivos de la que ha sido hasta ahora su historia gracias a la aparición, desarrollo y perfeccionamiento de la denominada «traducción automática».

Según describe Berner (2003: 6), *machine translation (MT)* puede definirse como «the use of computer software to translate text or speech from one natural language into another». Ya entonces, hace dos décadas, reconoce con esta definición que la traducción automática no consiste en traducir palabra por palabra, sino que va mucho más allá, hasta alcanzar dimensiones morfológicas, sintácticas, semánticas e, incluso, pragmáticas (Berner, 2003: 6).

Por tanto, estamos en un momento clave en el que nuestra profesión se encuentra dividida sobre qué postura asumir respecto a la traducción automática. Sin embargo, no podemos obviar que es una realidad innegable que surgió a mediados del siglo xx.

#### 2.1.1. Antecedentes

Aunque podamos manejar varias fechas para situar el nacimiento de la TA, parece que el momento más adecuado para ello es ubicarlo hacia finales de los años 40 del siglo pasado, «con la aparición de los primeros ordenadores, cuando la traducción automática se convierte en una de las aplicaciones más importantes de la informática» (Díaz, 2012: 141). En ese momento, numerosos expertos ingenieros, físicos y lingüistas desarrollaron un sistema capaz de producir traducciones sin necesidad de intervención humana.

Posteriormente, el estadounidense Warren Weaver y el británico Andrew Booth plantearon la posibilidad «of using computer-like machinery for carrying out part or all of the operations involved in translating from one language to another» (Bar-Hillel, 1952). A ellos precisamente se debe el impulso que recibió la TA para abrirse un hueco en el ámbito de la investigación científica.

Gracias al desarrollo de la informática durante la década de los 50, en 1954 la Universidad de Georgetown (EE. UU.) y la empresa IBM llevaron a cabo el primer experimento de traducción automática en el que tradujeron por ordenador unas oraciones sencillas del ruso al inglés (Hutchins, 1997: 232). Aunque no fue excesivamente complejo, abrió las puertas a que las principales potencias mundiales (EE. UU. y la URSS) continuaran investigando en esta línea.



Aunque vinieron unos años de esplendor para la TA, la publicación en 1966 del informe ALPAC truncó la inversión en investigación en EE. UU., pues se preguntaba si «it might be simpler and more economical for heavy users of Russian translations to learn to read the documents in the original language» (ALPAC, 1966: 5), en lugar de traducirlos. A pesar de ello, la traducción automática siguió desarrollándose en otros países como Francia, Alemania o Canadá. De hecho, podría decirse que la disciplina volvió a nacer en los 70 y 80 tras un cambio de paradigma.

Definitivamente, el mayor cambio tuvo lugar a partir de los 90, con la llegada de Internet. Proyectos como *Candide*, basado en «un algoritmo que, a partir de un gran corpus paralelo de millones de palabras, pudiera calcular la probabilidad de una determinada traducción para un texto» (Sánchez Ramos y Rico Pérez, 2020: 6) y creado en 1994 por IBM, suponen los antecedentes más directos de los exitosos *Google Translate*, *MOSES* o *DeepL*, que son, indudablemente, grandes ejemplos del grado de refinamiento que han alcanzado los sistemas de TA en los últimos años y del enorme potencial que ofrecen a los traductores.

A lo largo de varias décadas de investigación, han surgido una gran cantidad de sistemas informáticos que, haciendo uso de la tecnología más puntera e innovadora del momento, son capaces de realizar esta labor de traducción. Como bien sabemos, la ciencia y la innovación avanzaron a pasos agigantados durante el siglo pasado, algo que podremos constatar a continuación, cuando se enumeren los diferentes tipos de sistemas de traducción automática que existen.

### 2.1.2. Sistemas de traducción automática

Para desarrollar la actividad de la traducción automática, es imprescindible hacer uso de lo que conocemos como sistemas de traducción automática. Estos, en función del modo en que desarrollan su labor, pueden clasificarse en cinco grandes grupos: sistemas de TA basados en reglas, basados en estadística, basados en ejemplos, híbridos o basados en redes neuronales.

#### 2.1.2.1. Sistemas de traducción automática basados en reglas

Los sistemas de traducción automática basados en reglas o *Rule Based Machine Translation (RBMT)* surgieron en los años 70 y operan, principalmente, mediante el empleo de diccionarios y reglas gramaticales seleccionados por un humano. Forcada *et al.* (2016: 151) destacan que los expertos «han pensado en cómo automatizar el proceso de traducción automática y han deducido la información necesaria para realizarla».

Durante el proceso de traducción, podemos distinguir tres fases (Maldonado y Liébana, 2021: 192):

- a. Se analiza morfológica y sintácticamente el texto original para crear una representación abstracta con información monolingüe (diccionarios, gramáticas y un sistema de reglas) .
- b. Se convierte esa representación abstracta en otra similar en la lengua meta.
- c. Se genera, finalmente, la traducción propiamente dicha a partir de la representación abstracta producida en la lengua meta.

Así, la labor humana en este tipo de sistemas debe ser continua y constante, pues su correcto funcionamiento depende del adecuado mantenimiento de las reglas y diccionarios que maneja. Sin duda, resulta obvio pensar que el proceso de creación de un sistema de estas características es lento y arduo. Por lo tanto, hoy en día se ha quedado bastante marginado de la investigación en TA.

#### 2.1.2.2. Sistemas de traducción automática basados en estadística

Los sistemas de TA estadísticos o *Statistical Machine Translation (SMT)* funcionan, como su nombre bien indica, analizando la alta o baja probabilidad de que una oración en la lengua origen tenga una correspondiente en la lengua meta.

Por tanto, al contrario que los modelos basados en reglas, los sistemas estadísticos no trabajan con ningún tipo de información lingüística, sino que aprenden «automáticamente a traducir entre dos lenguas a partir de un corpus paralelo suficientemente grande de oraciones en LO acompañadas de su traducción a la LM» (Forcada *et al.*, 2016: 177).

Su funcionamiento consiste en segmentar un texto en unidades más pequeñas, que luego compara con un corpus paralelo alineado para generar una hipótesis de traducción y aplicar modelos estadísticos que permitan seleccionar la más adecuada (Forcada *et al.*, 2016: 177).

#### 2.1.2.3. Sistemas de traducción automática basados en ejemplos

Los sistemas de traducción automática basados en ejemplos realizan el proceso de traducción de una lengua a otra en base a unos corpus paralelos alineados. Es decir, de unas oraciones que se han traducido con anterioridad, el sistema analiza cuál de todas es la que mejor se adapta a la nueva traducción. Este tipo de sistemas se diferencia del anterior puesto que en este caso no interviene ningún tipo de modelo estadístico.

Dicho en pocas palabras, su funcionamiento es muy similar al de una memoria de traducción, aunque, en este caso, es el sistema y no el traductor quien, basándose en traducciones ya dadas, genera la traducción final.

#### 2.1.2.4. Sistemas de traducción automática híbridos

Es un tipo de sistema de TA que nació con la vocación de ser una síntesis entre los sistemas basados en estadística y los sistemas basados en reglas que solucione las desventajas de ambos.

Con la ayuda de un corpus, el sistema aplica unas reglas determinadas y analiza los resultados estadísticamente, para aportar la traducción más apropiada según el contexto (Viver Sorolla y Ortego Antón, 2020: 228). En esencia, lo que permite es subsanar las deficiencias que puedan surgir en el proceso de entrenamiento de los sistemas estadísticos, mediante una regla o un diccionario concreto que se introduce manualmente.

#### 2.1.2.5. Sistemas de traducción automática basados en redes neuronales

Los sistemas de traducción automática basados en redes neuronales son, sin lugar a dudas, los más novedosos y los que más atención reciben en el campo de la investigación.

La principal diferencia con el resto de los sistemas es que usa las llamadas redes neuronales artificiales, que representan de forma numérica las palabras y frases a través de vectores (Forcada, 2017: 297) empleando técnicas propias de la inteligencia artificial como el aprendizaje profundo o *deep learning*.

Básicamente, lo que estos sistemas parecen imitar es el funcionamiento de las neuronas humanas, basado en las interconexiones entre ellas. Cuando una neurona se activa, esta activa todas con las que se encuentra interconectada y, esta última, hace lo mismo. De este modo, se produce lo que denominamos como «aprendizaje», lo que permitirá continuar avanzando en la mejora de los resultados.

Este el tipo de TA más común a día de hoy. Buen ejemplo de ello son sistemas tan populares como *Google Translate* o *DeepL*, que se han convertido prácticamente en herramientas que complementan a la perfección la actividad traductora.

## 2.2. La posesición

Si bien el perfeccionamiento adquirido a lo largo de muchos años de investigación ha permitido que el producto resultante de los sistemas de TA adquiera un grado de precisión muy elevado, es necesaria una labor humana de revisión, edición y corrección lingüística, ya que no es extraño encontrar errores semánticos, morfológicos, ortográficos, sintácticos, etc. a lo largo del texto meta. Esta técnica se denomina posesición.

Uno de los primeros en abordar este concepto ligado estrechamente a la traducción automática es Wagner (1985: 1), que la define así: «post-editing entails correction a pre-

translated text rather than translation 'from scratch'». A partir de este momento, surgen rápida y constantemente nuevas referencias a la posesición, siendo una de las más destacables la de Veale y Way (1997), que la definen como el acto que llevan a cabo lingüistas y editores de corregir los resultados de la traducción automática. Un matiz bastante interesante lo introducen Vasconcellos y Bostad (1992: 68), quienes consideran que la posesición intenta «to preserve as much of the machine's output as posible».

Sin embargo, la definición más completa y referencial, ya que parece comprender todas las anteriores, concibe la posesición como «the correction of raw machine translated output by a human translator according to specific guidelines and quality criteria» (O'Brien, 2011: 197). Además, esta autora se establece la importancia de fijar unas pautas o guías de estilo para determinar la calidad del texto final, que debe adaptarse correctamente a las necesidades demandadas por el cliente y la finalidad del texto.

Por último, cabe destacar que la finalidad de la posesición es «mejorar el resultado obtenido de un sistema de TA, que no tiene por qué ser necesariamente perfecto» (Sánchez Ramos y Rico Pérez, 2020: 78). Los objetivos principales que guían este proceso son, fundamentalmente, obtener un resultado comprensible y aumentar la productividad, por lo que no es deseable tener que invertir demasiado tiempo.

#### 2.2.1. Tipos de posesición

Una vez detalladas las diferentes propuestas de definición que se han aportado sobre la posesición, conviene determinar los distintos tipos que existen. Allen (2003: 297-318), distingue dos tipos de posesición:

- a. Posesión completa o *full post-editing*. Está orientada principalmente a textos traducidos que se quieren publicar, por lo que la calidad del texto meta tiene que ser mayor. Para ello, se llevan a cabo todos los cambios que sean necesarios, aunque no se recomienda atender a cuestiones de estilo, porque la mejora de productividad que se alcanza al emplear un sistema de TA puede verse anulada.
- b. Posesión rápida o *light post-editing*. En este tipo, los cambios que se realizan deben ser mínimos, ya que estos textos no serán publicados, simplemente cumplen el objetivo de facilitar la comprensión del lector para que pueda hacerse una idea general del contenido.

Ambos tipos son perfectamente válidos y se emplean a día de hoy, como hemos visto, en función del objetivo que se persiga. Para cada uno de ellos, existen una serie de recomendaciones, que O'Brien (2010: 20) resume en la tabla que se muestra a continuación:

Posedición completa	Posedición rápida
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mensaje preciso y exacto</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mensaje preciso y exacto</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Gramática precisa y exacta</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Solo se corrigen aquellos errores gramaticales que interfieran en la precisión y exactitud del mensaje</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sin demasiada preocupación por cuestiones de estilo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se ignoran los errores de estilo</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se debe evitar pasar demasiado tiempo en tareas de documentación</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se debe evitar pasar demasiado tiempo en tareas de documentación</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Calidad media</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• No se espera una calidad alta</li> <li>• Se recomienda prestar atención a cuestiones de coherencia y cohesión</li> </ul>

Tabla 1. Diferencias entre la posedición completa y la posedición rápida (O'Brien, 2010: 20).

Una vez abordada esta cuestión, procedemos a describir brevemente algunas de las métricas de posedición más destacables.

### 2.2.2. Métricas de posedición

Las métricas de posedición se emplean para evaluar la calidad de una traducción realizada tanto por una persona como por un sistema de traducción automática. En dichas métricas se estipula de antemano cómo se va a analizar un texto, qué parámetros se van a seguir y cómo se van a interpretar los resultados obtenidos.

Según Lavie (2010: 7), existen diferentes objetivos a la hora de evaluar una traducción propuesta por un sistema de TA. En el caso de este trabajo de investigación, la finalidad es la de comparar cuatro sistemas para observar cuál ofrece unos resultados mejores o, en pocas palabras, cuál traduce mejor. Esta evaluación puede ser de dos maneras: manual o automática.

La evaluación manual o humana es «aquella realizada por profesionales monolingües o bilingües» (Sánchez Ramos y Rico Pérez, 2020: 34). Este tipo de evaluación, al incluir el factor humano, se caracteriza por la subjetividad y tiene la intención de que se pueda leer la traducción como si de un texto original se tratase. A continuación, comentaremos brevemente tres modelos ampliamente utilizados: SAESJ2450, TAUS y MQM.

- SAEJ2450 nació en 2001, en el contexto de la Society of Automotive Engineers y fue una de las primeras iniciativas que buscaba sistematizar de manera objetiva la evaluación de las traducciones realizadas en el sector del automóvil (Sánchez Ramos y Rico Pérez, 2020: 35).

- Translation Automation User Society o TAUS aportó un modelo de evaluación que se centra en resolver las discrepancias entre diferentes empresas, es decir, busca unificar criterios.
- El modelo Multidimensional Quality Metrics o MQM, al igual que TAUS, pretende «armonizar los estándares de evaluación» (Sánchez Ramos y Rico Pérez, 2020: 38). De los tres, parece ser el que mejor consigue comprender toda la tipología de errores posible. Por este motivo, será el modelo que emplearemos en nuestra evaluación, aunque incluyendo las modificaciones propuestas por Ortiz (2016: 63-64).

Por otro lado, encontramos la evaluación automática. En ella, se suele proporcionar una traducción de referencia para el texto original y aquella traducción que más se le parezca será considerada la mejor. Algunas de las principales métricas son: BLEU, METEOR y TER.

- BLEU (Bilingual Evaluation Understudy) es una de las más empleadas en el mundo de la traducción. Mediante un algoritmo, es capaz de comparar una traducción de referencia y una traducción automática para expresar el grado de similitud entre ambos.
- METEOR (Metric for Evaluation of Translation with Explicit Ordering) opera de una manera similar a la anterior métrica, pero incluye ciertas funciones que permiten solucionar los puntos débiles que presenta BLEU. Además de realizar la comparación entre dos textos, también es capaz de detectar posibles equivalentes semánticos que, de otra manera, podrían no haberse detectado.
- TER (Translation Edit Rate) tiene un funcionamiento algo distinto a los anteriores. En este caso, esta métrica contabiliza cuántas veces sería necesario editar una traducción para que se corresponda con el texto de referencia. De este modo, se consideraría la mejor traducción aquella que ha requerido ser editada menos veces.

Una vez definidos los conceptos en los que se fundamenta el presente trabajo, procedemos a detallar la metodología que aplicaremos a continuación a la hora de realizar el análisis.

### 3. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS

En este capítulo se detallan los pasos que se han llevado a cabo para llevar a cabo el análisis del presente trabajo. En primer lugar, seleccionaremos los sistemas de traducción automática que vamos a emplear. A continuación, acotaremos y describiremos las características del texto origen y explicaremos las pautas que van a guiar el proceso de análisis final.

#### 3.1. La selección de los sistemas de traducción automática

Para seleccionar los cuatro sistemas de traducción automática que vamos a analizar, el criterio principal es que todos sean, según se ha detallado en el apartado 2.1.2., sistemas de traducción automática basados en redes neuronales. El motivo es que, a pesar de que existen otras cuatro tipologías (sistemas basados en reglas, en estadísticas, en ejemplos e híbridos), es un hecho que el futuro de la traducción automática se centra en los sistemas neuronales. Otros dos factores que vamos a tener en cuenta se corresponden con la disponibilidad y la gratuidad, puesto que son innumerables los sistemas de TA existentes, pero no todos están disponibles para la población general y, además, muchos de ellos no ofrecen una versión gratuita.

Teniendo en cuenta los anteriores criterios, de todos los sistemas disponibles, los escogidos han sido: DeepL, Google Translate, eTranslation y Microsoft Bing. A continuación, se presenta una breve descripción de cada uno:

- DeepL<sup>1</sup> es un motor gratuito desarrollado en Alemania, lanzado en agosto de 2017. Se trata, sin duda, del motor más en auge a día de hoy, sobre todo dentro del ámbito de la traducción.
- Google Translate<sup>2</sup> es, probablemente, el traductor automático más conocido a nivel mundial. Maneja más de 100 idiomas y, además de trabajar con textos, también funciona con elementos multimedia o páginas web, por ejemplo.
- eTranslation<sup>3</sup> está impulsado por la Comisión Europea para, principalmente, utilizarse en instituciones y administraciones públicas de la Unión Europea.
- Microsoft Bing<sup>4</sup> es el sistema desarrollado por Microsoft y combina la TA basada en estadística y la TA basada en redes neuronales. Esta última se incorporó a mediados

---

<sup>1</sup> <https://www.deepl.com/translator> (Consulta: 30 de abril de 2022)

<sup>2</sup> <https://translate.google.es/?hl=es> (Consulta: 30 de abril de 2022)

<sup>3</sup> [https://ec.europa.eu/info/resources-partners/machine-translation-public-administrations-ettranslation\\_en#translateonline](https://ec.europa.eu/info/resources-partners/machine-translation-public-administrations-ettranslation_en#translateonline) (Consulta: 30 de abril de 2022)

<sup>4</sup> <https://www.bing.com/translator> (Consulta: 30 de abril de 2022)

de la década de 2010 con el objetivo de mejorar el rendimiento del sistema y producir mejores resultados.

### 3.2. El texto que se va a analizar

La selección del texto que vamos a usar de muestra para analizar estos cuatro sistemas de traducción automática pertenece al ámbito de la alimentación, más concretamente, al de las recetas de cocina.

Se trata de una sencilla receta publicada en la página web del grupo empresarial riojano Palacios, una empresa que a día de hoy es un referente en el sector de la alimentación con una amplia oferta de productos típicos españoles. Esta receta aparece en la versión en inglés de la página web, si bien no está traducida al castellano. Por este motivo, podemos deducir que se trata de un texto original, dado que esta empresa tiene sucursales por todo el mundo.

The screenshot shows the Palacios website's recipe page for 'Chicken and Chorizo Paella'. The page layout includes a navigation bar at the top with the Palacios logo and menu items like 'ALL ABOUT US', 'BRANDS', 'PRODUCTS', 'COMMUNICATION', 'FOR YOU', 'BLOG', 'PEOPLE', and 'CONTACT US'. Below the navigation bar, the recipe is titled 'RECIPES CHICKEN AND CHORIZO PABELLA'. The recipe content is organized into several sections: 'Ingredients' with a list of items such as rice, boiling water, chorizo, chicken breast fillets, olive oil, onion, celery, garlic, peppers, tomatoes, bay leaves, thyme, and a beef stock cube; a 'Difficulty' level indicated by four red lightning bolts; a 'Method' section with four numbered steps; and a 'Recommended Products' section featuring 'Fresh Cooking Chorizo by Weight' and 'Chorizo Iberico'. The page also includes a 'Share' section with social media icons and a 'Gastronomy Tips' section.

Figura 1. Captura de la página web de Palacios, donde se incluye la receta.

Respecto a la situación comunicativa, vamos a basarnos en el modelo que propone Hymes (1974: 10), que incluye los siguientes elementos que hay que tener en cuenta:



- Los participantes:
  - Emisor: Grupo Palacios, como autor corporativo del texto.
  - Receptor: Cualquier persona de habla inglesa que se encuentre navegando por la página web de la empresa y esté interesada en conocer alguna receta típica española.
- En cuanto al canal, nos encontramos ante un texto escrito publicado en línea.
- El código lingüístico es la lengua inglesa.
- Respecto al lugar y el tiempo, carecemos de la fecha exacta en la que se ha publicado este texto.
- El género del texto es una receta de cocina, por lo que la forma del mensaje que se transmite se atiene a las cuestiones formales propias de dicho género textual.
- La actitud que transmite y su contenido son, principalmente, descriptivos, puesto que estamos hablando de una receta de cocina, cuyo objetivo principal es presentar una serie de pasos para elaborar un plato de la manera más clara posible para que cualquier lector los pueda replicar. Sin embargo, es cierto que, al tratarse de una receta publicada por una empresa de alimentación, incluye una pequeña parte persuasiva al mencionar uno de sus productos.
- Finalmente, en cuanto a los acontecimientos, podemos decir que el lector conoce el proceso de elaboración de una receta que incluye uno de los productos de la empresa.

Desde un punto de vista retórico, las recetas pueden dividirse en doce movimientos o *moves*: «a section of a text that performs a specific communicative function» (Biber *et al.*, 2007 :23). Además, según añaden Labrador *et al.* (2014: 39), estos movimientos pueden subdividirse en pasos o *steps* y subpasos o *substeps* para aportar estructuras retóricas más detalladas. Para analizar esta receta, emplearemos la categorización de *moves* propuesta por Rabadán *et al.* (2016: 364).

MOVES - COMPULSORINESS			
M1 – Name of dish	100%	M7 – Option(s)	
M2 – Source and acknowledgements		M8 – Special dietary requirement (icons added)	100%
M3 – Background	100%	M9 – Storage and freezing	
M4 – Technical info: type of dish, equipment, difficulty, time, etc.	100%	M10 – Notes	
M5 – Ingredients	100%	M11 – Photos	
M6 – Method	100%	M12 – Video tape	

Tabla 2. Estructura retórica de una receta.

Además, en cuanto a los *steps*, Rabadán *et al.* (2016: 364) también especifican que el movimiento M6 – Method se compone de cinco pasos diferentes, de los cuales solamente es obligatorio el 6.1:

- 6.1. Actions (100%)
- 6.2. Oven / stove / robot settings
- 6.3. Accompaniments
- 6.4. Serving suggestions
- 6.5. Wine pairing

A continuación, comentaremos brevemente los diferentes *moves* y *steps* de la receta que vamos a analizar, acompañados de capturas de imagen:

- Un título y un subtítulo al comienzo que, respectivamente, indican que el texto es una receta y el título del plato cuyo proceso de elaboración va a describir a continuación. Aquí encontramos el movimiento M1 – Name of dish.

## RECIPES

# CHICKEN AND CHORIZO PAELLA

Figura 2. Captura de la receta de Palacios.

- En segundo lugar, a la izquierda, encontramos el movimiento M5 – Ingredients, una lista con todos los ingredientes que se requieren para la preparación de esta paella.



Figura 3. Captura de los ingredientes necesarios para elaborar la receta.

- A continuación, en la parte superior, tenemos una parte con elementos no verbales: una fotografía, que corresponde al movimiento M11 – Photos, la dificultad, el número de raciones y el tiempo de preparación, que corresponden al movimiento M4 – Technical info.

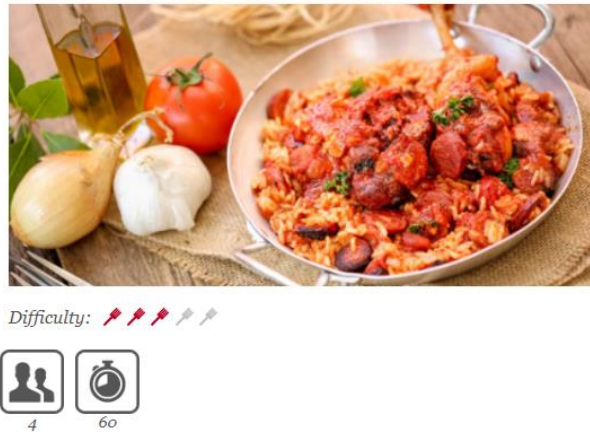


Figura 4. Captura de los elementos no verbales.

- Por último, la parte con más contenido. En primer lugar, vemos el movimiento M3 – Background, con un par de líneas que presentan el plato y aprovechan para publicitar uno de los productos de la empresa. Después, se presenta el movimiento M6 – Method, con las instrucciones que hay que seguir, el paso 6.1. Actions, donde se detalla de manera sencilla y concisa todo el proceso.

Another of the most popular dishes of Spanish cuisine worldwide.  
Healthy, easy to prepare and delicious, thanks to the slices of Chorizo Palacios.

**METHOD:**

1. Cut the chicken breast into small pieces and fry in a frying pan with a tablespoon of oil until golden brown. Add the sliced chorizo and lightly brown it. Remove the chicken and chorizo from frying pan and put to one side.
2. Add the onion, celery, garlic and peppers to the oil left in the frying pan. Cook, stirring continuously for 5 minutes, until the vegetables are tender.
3. Add to the vegetables 3 cups (750 ml) of boiling water, the rice, tomatoes, bay leaf, thyme and the beef stock cube. Add the chicken and chorizo and pour in the water. Bring to the boil and lower the heat to low, cover and cook for 25 minutes.
4. Serve.

Figura 5. Captura de los pasos para elaborar la receta.

- Respecto al movimiento M8 – Special dietary requirement (icons added), a pesar de que Labrador *et al.* lo consideran obligatorio, en esta receta concreta no se incluye.

Para poder analizar de manera organizada la traducción automática, hemos dividido este texto en un total de ocho segmentos, para facilitar el análisis. La división se ha llevado a cabo en una hoja de cálculo de Excel, pues nos va a permitir tener, por un lado, el segmento del texto original y, por otro, cada una de las traducciones propuestas por los sistemas de TA.

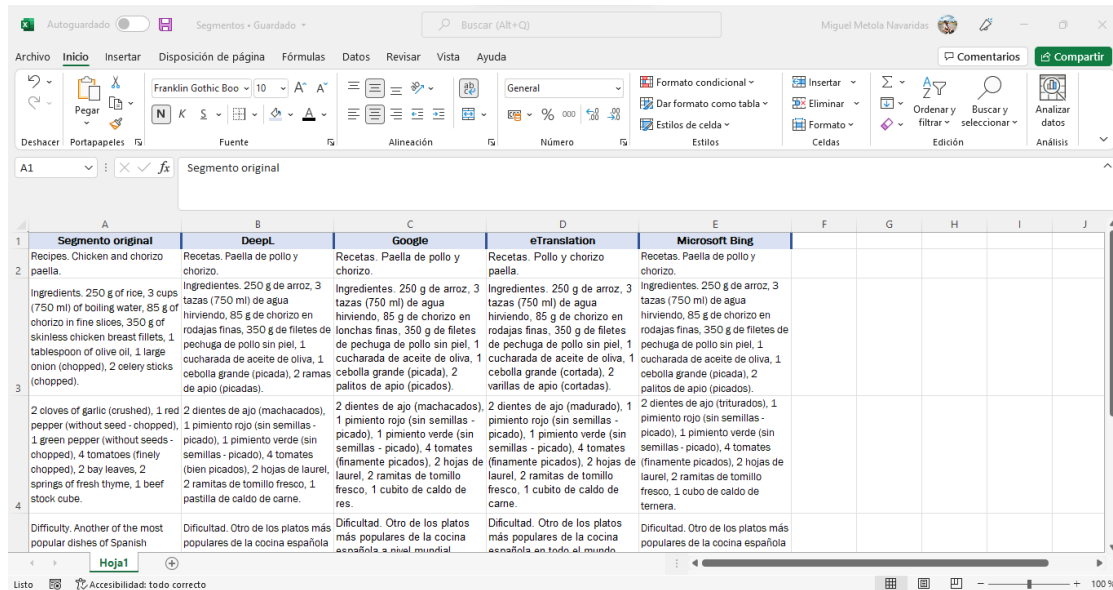


Figura 6. Captura de la hoja de cálculo de Excel con los segmentos.

### 3.3. Parámetros de análisis

Para poder evaluar el resultado de cada sistema de traducción automática vamos a emplear una clasificación adaptada por Ortiz (2016: 63-64) de la *Multidimensional Quality Metrics Error Typology (MQM)*, un marco que permite describir y definir métricas para analizar la calidad de un texto traducido e identificar problemas específicos. Concretamente, vamos a analizar las categorías más importantes: precisión, que incluye cinco subcategorías, y fluidez, con otras cuatro.

Los errores que tendrán que ver con la precisión serán aquellos relacionados con la terminología, una traducción errónea, omisiones, adiciones o algún contenido sin traducir.

En cuanto a la fluidez, consideraremos aquellos errores ortográficos, tipográficos, gramaticales o que, directamente, sean ininteligentes.

A C C U R A C Y	Terminology	A term is translated with a term other than the one expected for the domain or otherwise specified.	
	Mistranslation	The target content does not accurately represent the source content.	
		Overly Literal	The translation is overly literal.
		False Friend	The translation has incorrectly used a word that is superficially similar to the source word.
		Should not have been translated	Text was translated that should have been left untranslated.
		Date/Time	Dates or times do not match between source and target.
		Unit Conversion	The target text has not converted numeric values as needed to adjust for different units.
		Number	Numbers are inconsistent between source and target.
	Entity	Names, places or other "named entities" do not match.	
	Omission	Content is missing from the translation that is present in the source.	
Addition	The target text includes text not present in the source.		
Untranslated	Content that should have been translated has been left untranslated.		
F L U E N C Y	Spelling	Issues related to spelling of words.	
		Capitalization	Issues related to capitalization.
		Diacritics	Issues related to the use of diacritics.
	Typography	Issues related to the mechanical presentation of text. The category should be used for any typographical errors other than spelling.	
		Punctuation	Punctuation is used incorrectly for the locale or style.
		Unpaired quote marks or brackets	One of a pair of quotes or brackets is missing from the text.
	Grammar	Issues related to the grammar or syntax of the text, other than spelling and orthography.	
		Morphology	There is a problem in the internal construction of a word.
		Agreement	A word is in the wrong part of speech.
		Word order	The word order is incorrect.
	Function words	A function word is used incorrectly.	
Unintelligible	The exact nature of the error cannot be determined. Indicates a major break down in fluency.		

Tabla 3. Categorías de errores según Ortiz (2016: 63-64).

Una vez descrita la metodología que vamos a seguir en el análisis, procedemos a presentar el producto resultante de los sistemas de TA, así como los errores detectados en cada uno de ellos.

#### 4. ANÁLISIS Y RESULTADOS

En primer lugar, se incluye una tabla elaborada mediante una hoja de cálculos de Excel que contiene los ocho segmentos del texto en inglés junto con cada una de las traducciones automáticas. Debajo de cada segmento, se ha incluido una fila denominada «errores» donde se han ido clasificando cada uno de los aspectos incorrectos de la traducción según la categorización de Ortiz (2016: 63-64) y con el mismo código de colores utilizado en la tabla 2.

Una vez recabados todos los datos, pasaremos a presentar los resultados obtenidos con cada uno de los sistemas de TA mediante varios gráficos. Por último, realizaremos una comparativa de dichos resultados.

##### 4.1. Análisis de los errores de traducción

En la siguiente tabla, podemos encontrar las siguientes partes:

- En primer lugar, en la columna de la izquierda, los ocho segmentos originales del texto en inglés, para facilitar su comparación con cada una de las traducciones.
- A continuación, otras cuatro columnas, una para cada uno de los sistemas de TA y las traducciones aportadas para cada segmento. En estos segmentos hemos marcado en azul los errores de precisión o *accuracy* y en amarillo los de fluidez o *fluency*.
- Finalmente, una fila sombreada en rosa debajo de cada segmento, donde hemos especificado por orden de aparición el tipo de error cometido por el sistema de TA.

Segmento original	DeepL	Google	eTranslation	Microsoft Bing
Recipes. Chicken and chorizo paella.	Recetas. Paella de pollo y chorizo.	Recetas. Paella de pollo y chorizo.	Recetas. <b>Pollo y chorizo paella.</b>	Recetas. Paella de pollo y chorizo.
Errores			Grammar (word order)	
Ingredients. 250 g of rice, 3 cups (750 ml) of boiling water, 85 g of chorizo in fine slices, 350 g of skinless chicken breast fillets, 1 tablespoon of olive oil, 1 large onion (chopped), 2 celery sticks (chopped).	Ingredientes. 250 g de arroz, 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, 85 g de chorizo en rodajas finas, 350 g de filetes de pechuga de pollo sin piel, 1 cucharada de aceite de oliva, 1 cebolla grande (picada), 2 ramas de apio (picadas).	Ingredientes. 250 g de arroz, 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, 85 g de chorizo en <b>lonchas</b> finas, 350 g de filetes de pechuga de pollo sin piel, 1 cucharada de aceite de oliva, 1 cebolla grande (picada), 2 <b>palitos</b> de apio (picados).	Ingredientes. 250 g de arroz, 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, 85 g de chorizo en rodajas finas, 350 g de filetes de pechuga de pollo sin piel, 1 cucharada de aceite de oliva, 1 cebolla grande ( <b>cortada</b> ), 2 <b>varillas</b> de apio ( <b>cortadas</b> ).	Ingredientes. 250 g de arroz, 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, 85 g de chorizo en rodajas finas, 350 g de filetes de pechuga de pollo sin piel, 1 cucharada de aceite de oliva, 1 cebolla grande (picada), 2 <b>palitos</b> de apio (picados).
Errores		Terminology, mistranslation (overly literal)	Terminology, terminology	Mistranslation (overly literal)
2 cloves of garlic (crushed), 1 red pepper (without seed - chopped), 1 green pepper (without seeds - chopped), 4 tomatoes (finely chopped), 2 bay leaves, 2 springs of fresh thyme, 1 beef stock cube.	2 dientes de ajo (machacados), 1 pimiento rojo (sin semillas - picado), 1 pimiento verde (sin semillas - picado), 4 tomates (bien picados), 2 hojas de laurel, 2 ramitas de tomillo fresco, 1 pastilla de caldo de carne.	2 dientes de ajo (machacados), 1 pimiento rojo (sin semillas - picado), 1 pimiento verde (sin semillas - picado), 4 tomates ( <b>finamente</b> picados), 2 hojas de laurel, 2 ramitas de tomillo fresco, 1 <b>cubito</b> de caldo de <b>res</b> .	2 dientes de ajo ( <b>madurado</b> ), 1 pimiento rojo (sin semillas - picado), 1 pimiento verde (sin semillas - picado), 4 tomates ( <b>finamente</b> picados), 2 hojas de laurel, 2 ramitas de tomillo fresco, 1 <b>cubito</b> de caldo de carne.	2 dientes de ajo (triturados), 1 pimiento rojo (sin semillas - picado), 1 pimiento verde (sin semillas - picado), 4 tomates ( <b>finamente</b> picados), 2 hojas de laurel, 2 ramitas de tomillo fresco, 1 cubo de caldo de <b>ternera</b> .
Errores		Mistranslation (overly literal), terminology, terminology	Terminology, mistranslation (overly literal), terminology	Mistranslation (overly literal), terminology
Difficulty. Another of the most popular dishes of Spanish cuisine worldwide. Healthy, easy to prepare and delicious, thanks to the slices of Chorizo Palacios. METHOD:	Dificultad. Otro de los platos más populares de la cocina española en todo el mundo. Sano, fácil de preparar y delicioso, gracias a las <b>lonchas</b> de Chorizo Palacios. <b>MÉTODO:</b>	Dificultad. Otro de los platos más populares de la cocina española a nivel mundial. Sano, fácil de preparar y delicioso, gracias a las <b>lonchas</b> de Chorizo Palacios. <b>MÉTODO:</b>	Dificultad. Otro de los platos más populares de la cocina española en todo el mundo. Saludable, fácil de preparar y <b>deliciosa</b> , gracias a las rodajas de Chorizo Palacios. <b>MÉTODO:</b>	Dificultad. Otro de los platos más populares de la cocina española a nivel mundial. Saludable, fácil de preparar y delicioso, gracias a las <b>lonchas</b> de Chorizo Palacios. <b>MÉTODO:</b>
Errores	Terminology, mistranslation (overly literal)	Terminology, mistranslation (overly literal)	Grammar (morphology), mistranslation (overly literal)	Terminology, mistranslation (overly literal)
1. Cut the chicken breast into small pieces and fry in a frying pan with a tablespoon of oil	1. Cortar la pechuga de pollo en trozos pequeños y freírla en una sartén con una cucharada de	1. Cortar la pechuga de pollo en trozos pequeños y freír en una sartén con una cucharada de	1. Cortar la pechuga de pollo en trozos pequeños y freír en una sartén con una cucharada de	1. Cortar la pechuga de pollo en trozos pequeños y freír en una sartén con una cucharada de

until golden brown. Add the sliced chorizo and lightly brown it. Remove the chicken and chorizo from frying pan and put to one side.	aceite hasta que se dore. Añadir el chorizo en rodajas y dorarlo ligeramente. Sacar el pollo y el chorizo de la sartén y reservar.	aceite hasta que estén doradas. Añadir el chorizo en rodajas y dorarlo ligeramente. Retirar el pollo y el chorizo de la sartén y reservar.	aceite hasta que esté dorada. Añadir el chorizo en rodajas y dorar ligeramente. Eliminar el pollo y el chorizo de la sartén y ponerlo a un lado.	aceite hasta que esté dorada. Añadir el chorizo en rodajas y dorarlo ligeramente. Retiramos el pollo y el chorizo de la sartén y ponemos a un lado.
Errores		Grammar (morphology)	Grammar (morphology), mistranslation (overly literal)	Grammar (morphology), grammar (morphology), grammar (morphology), mistranslation (overly literal)
2. Add the onion, celery, garlic and peppers to the oil left in the frying pan. Cook, stirring continuously for 5 minutes, until the vegetables are tender.	2. Añadir la cebolla, el apio, el ajo y los pimientos al aceite que queda en la sartén. Cocinar, removiendo continuamente durante 5 minutos, hasta que las verduras estén tiernas.	2. Agregue la cebolla, el apio, el ajo y los pimientos al aceite que quedó en la sartén. Cocine, revolviendo continuamente durante 5 minutos, hasta que las verduras estén tiernas.	2. Añadir la cebolla, el apio, el ajo y los pimientos al aceite dejado en la sartén. Cocine, revolviendo continuamente durante 5 minutos, hasta que las verduras estén tiernas.	2. Agregue la cebolla, el apio, el ajo y los pimientos al aceite que queda en la sartén. Cocine, revolviendo continuamente durante 5 minutos, hasta que las verduras estén tiernas.
Errores	Grammar (morphology)	Grammar (morphology), grammar (morphology), grammar (morphology)	Mistranslation (overly literal), grammar (morphology)	Grammar (morphology), grammar (morphology), grammar (morphology)
3. Add to the vegetables 3 cups (750 ml) of boiling water, the rice, tomatoes, bay leaf, thyme and the beef stock cube. Add the chicken and chorizo and pour in the water. Bring to the boil and lower the heat to low, cover and cook for 25 minutes.	3. Añadir a las verduras 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, el arroz, los tomates, el laurel, el tomillo y la pastilla de caldo de carne. Añadir el pollo y el chorizo y verter el agua. Llevar a ebullición y bajar el fuego a bajo, tapar y cocer durante 25 minutos.	3. Añadir a las verduras 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, el arroz, los tomates, el laurel, el tomillo y la pastilla de caldo de res. Agregue el pollo y el chorizo y vierta el agua. Llevar a ebullición y bajar el fuego a bajo, tapar y cocinar por 25 minutos.	3. Añadir a las verduras 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, el arroz, los tomates, la hoja de laurel, tomillo y el cubo de caldo de carne. Añadir el pollo y el chorizo y verter en el agua. Llevar a ebullición y bajar el fuego a baja, cubrir y cocinar durante 25 minutos.	3. Añadir a las verduras 3 tazas (750 ml) de agua hirviendo, el arroz, los tomates, la hoja de laurel, el tomillo y el cubo de caldo de ternera. Añadir el pollo y el chorizo y verter en el agua. Llevar a ebullición y bajar el fuego a bajo, cubrir y cocinar durante 25 minutos.
Errores		Terminology, grammar (morphology), grammar (morphology), mistranslation (overly literal)	Terminology, addition, grammar (morphology)	Terminology, terminology, addition
4. Serve.	4. Servir.	4. Servir.	4. Servir.	4. Servir.
Errores				

Tabla 4. Análisis de los errores de traducción por segmentos.



## 4.2. Resultados por sistema de traducción

Tras haber categorizado todos los errores detectados, procedemos a describir cuáles han sido los errores más frecuentes en cada sistema de TA.

Junto a una leyenda en el lado derecho que recoge el nombre de los errores cometidos, cada gráfico recoge la cantidad de dichos errores y el porcentaje que suponen respecto al total.

### 4.2.1. DeepL

En el siguiente gráfico se presentan los resultados que hemos obtenido tras analizar los errores de DeepL.

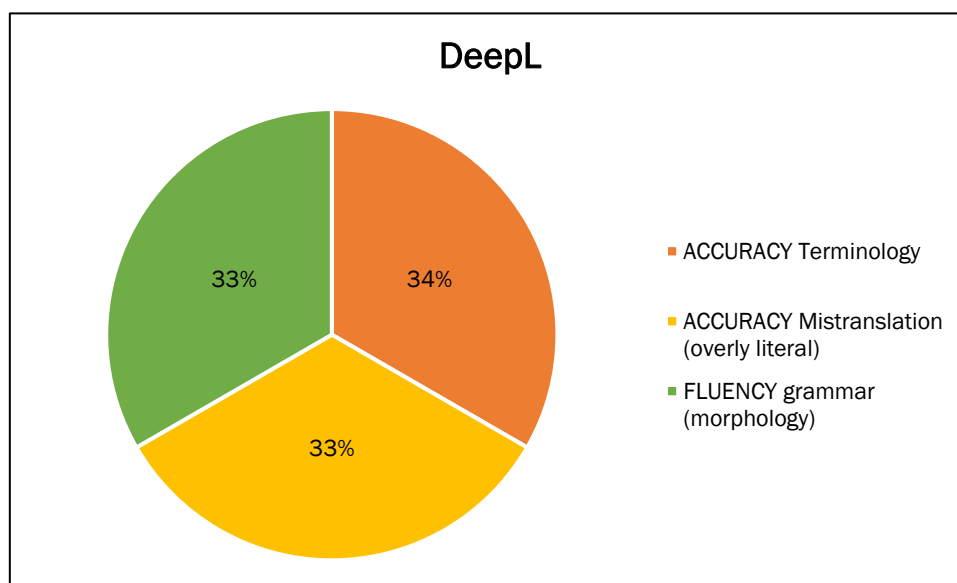


Gráfico 1. Errores de DeepL.

Como podremos observar, DeepL es el sistema de TA que menos errores ha cometido, con tres en total. De ellos, el 67 % han sido errores de precisión: uno relacionado con la terminología, pues ha traducido «slices» como «lonchas» cuando realmente el término correcto hubiera sido «rodajas», al estar hablando de chorizo; y otro asociado a un exceso de literalidad, pues ha traducido «METHOD» como «MÉTODO», en lugar de algo más apropiado como «PREPARACIÓN» o «PASOS», por ejemplo.

El otro 33 % corresponde a un error de fluidez, concretamente de gramática, pues lo correcto en este caso hubiera sido emplear el modo subjuntivo del verbo «quedar» y no el indicativo.

### 4.2.2. Google Translate

El segundo gráfico corresponde al porcentaje y número de errores detectados en la traducción automática obtenida de Google Translate.

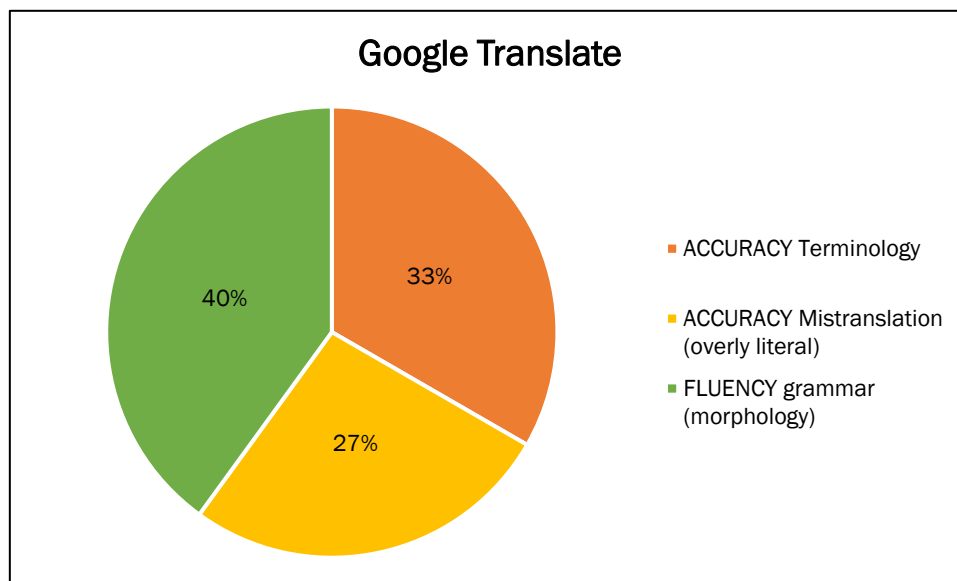


Gráfico 2. Errores de Google Translate.

En este segundo sistema de TA, encontramos un número más elevado de errores: quince en total. De ellos, el 40 % son errores de fluidez, asociados a cuestiones de gramática, concretamente de morfología. Por ejemplo, destaca que a partir del sexto segmento alterne a su antojo entre el imperativo de la fórmula de cortesía, «agregue», y el infinitivo «añadir». Esta cuestión nos lleva a hablar de un error grave de cohesión textual en esta traducción, pues no hay uniformidad en el uso de una forma u otra, a pesar de que ambas sean correctas.

El otro 60 % de los errores corresponde a la precisión. El 33 % son errores terminológicos, donde no se ha elegido correctamente el término apropiado. Por ejemplo, hemos encontrado «res» en lugar de «carne», o «lonchas» en lugar de «rodajas». El 27 % final son errores de traducción donde se ha abusado de la literalidad: por ejemplo, lo más correcto sería hablar de «ramas de apio» y no de «palitos de apio». Otro buen ejemplo es la traducción de «*finely*» por «finamente», cuando en el texto original realmente se está queriendo decir que los tomates deben quedar muy bien picados.

#### 4.2.3. eTranslation

A continuación, presentamos los resultados obtenidos en eTranslation en el siguiente gráfico.

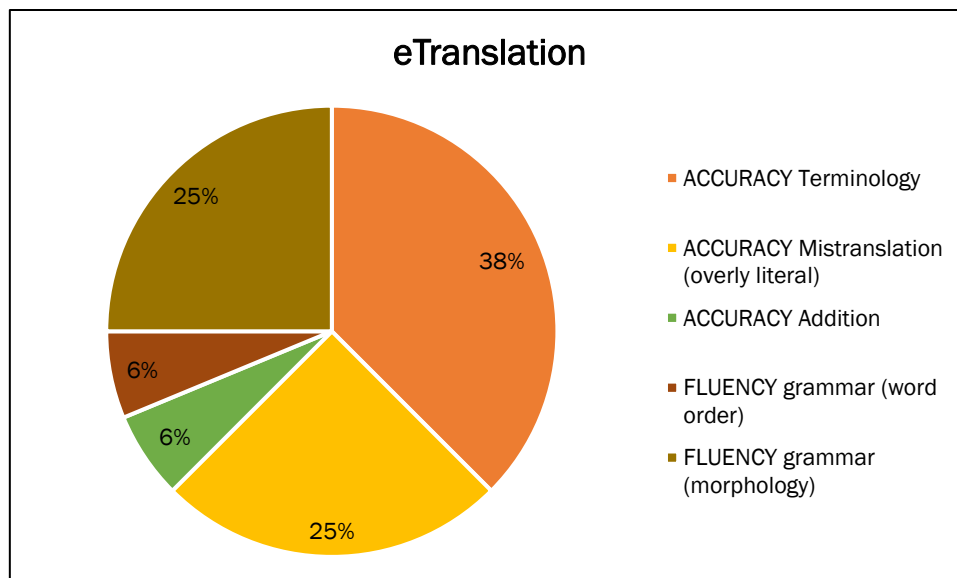


Gráfico 3. Errores de eTranslation.

En cuanto a este sistema, podemos decir que se trata del que más variedad de errores ha cometido. Respecto al total, el 69 % son cuestiones de precisión y el 31 % restante son errores de fluidez.

Al desgranar estos porcentajes, destaca, en primer lugar, el 38 % correspondiente a la terminología inadecuada. Al hablar de picar la cebolla o las ramas de apio, este sistema emplea el verbo «cortar», lo que origina un falso sentido. Otro error grave lo encontramos al traducir «*crushed*» como «madurado», en lugar de «machacados» o «triturados», como proponen los otros sistemas.

El 25 % de errores son traducciones demasiado literales, como la que hemos comentado anteriormente en el apartado 4.2.1., pues, de nuevo, se traduce «*METHOD*» como «MÉTODO». Otra traducción literal que cabe destacar es la del «aceite dejado en la sartén», que es una traducción literal, palabra por palabra del original «*the oil left in the frying pan*».

El otro 25 % que encontramos en este gráfico hace referencia a errores gramaticales. Al igual que pasaba con Google Translate, se produce una alternancia entre la forma infinitiva de los verbos y el imperativo de la fórmula de cortesía a lo largo de toda la traducción: «añadir», «cocine».

El 6 % corresponde a un solo error de fluidez que, sin embargo, resulta ser de los más graves detectados en este análisis, ya que se trata de un error relacionado con el orden las palabras. Este error lo encontramos en el primer segmento, en el nombre de la receta, traducido como «pollo y chorizo paella», en lugar de, como traducen el resto de sistemas de TA empleados, «paella de pollo y chorizo».

El 6 % final es un error de adición que lleva a un sinsentido, pues lo que el texto original dice en el sexto segmento es «*pour in the wáter*», verter el agua. La traducción que aporta eTranslation añade la preposición «en» tras verter, lo que nos podría llevar a pensar que hay que verter algo más en el agua aparte del pollo y el chorizo que menciona justo antes.

#### 4.2.4. Microsoft Bing

Por último, incluimos el gráfico sobre el análisis y resultado de errores de la traducción automática de Microsoft Bing.

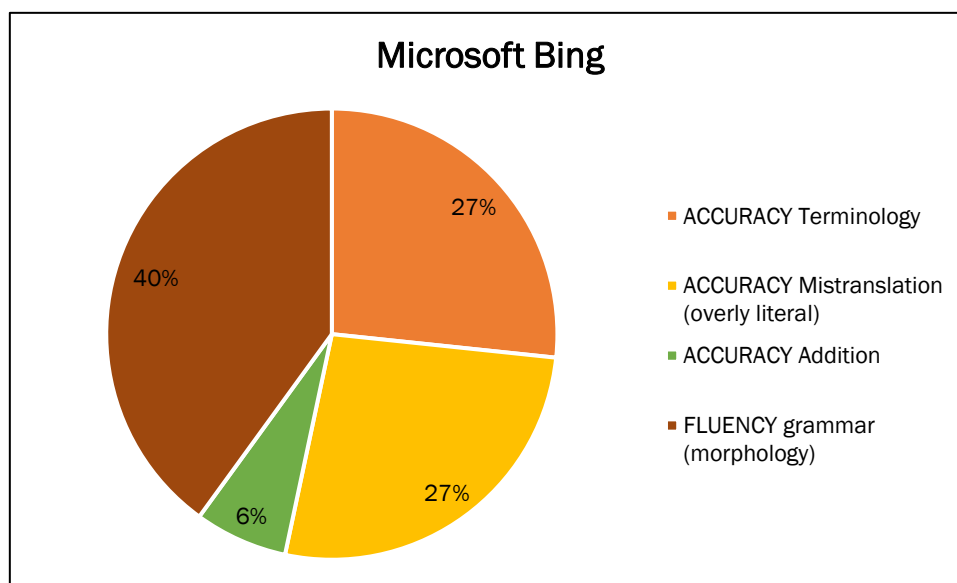


Gráfico 4. Errores de Microsoft Bing.

El 60 % de los errores que ha cometido este sistema de TA son de precisión, mientras que el 40 % han sido cuestiones de fluidez.

Comenzando por el porcentaje más alto, este 40 % corresponde a errores gramaticales. De nuevo, encontramos el problema que hemos detectado tanto con Google Translate como con eTranslation, pues se alterna entre infinitivos, «cortar» o «freír», imperativos de la fórmula de cortesía, «agregue» o «cocine» y verbos conjugados en la primera persona del plural, «retiramos» o «ponemos».

El 27 % de errores de terminología hace referencia, por ejemplo, a «cubo de caldo de ternera», que debería haberse traducido como «pastilla de caldo de carne». Otros errores, que también hemos comentado previamente en los apartados correspondientes a Google Translate y eTranslation son, respectivamente, «palitos de apio» y «finamente picados».

El otro 27 % son traducciones demasiado literales. Buen ejemplo de ello es «ponemos a un lado» como traducción de «*put to one side*», en lugar de «reservar».

El 6 % que queda corresponde a una adición innecesaria, idéntica a la que hemos destacado ya en el apartado 4.2.3. sobre la preposición «en» tras el verbo «verter».

#### 4.3. Comparación de los resultados

Una vez comentados los resultados individuales, es necesario compararlos para, a continuación comentar los resultados globales del análisis.

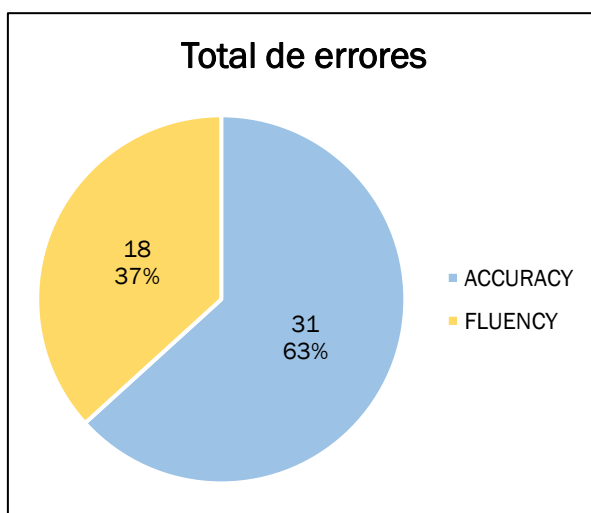


Gráfico 5. Total de errores de precisión y fluidez.

En primer lugar, este gráfico recoge el total de errores cometidos por los cuatro sistemas de TA. Como vemos, de un total de 49 errores detectados, el 63 % son de errores de precisión o *accuracy*, mientras que el otro 37 % son errores de fluidez o *fluency*.

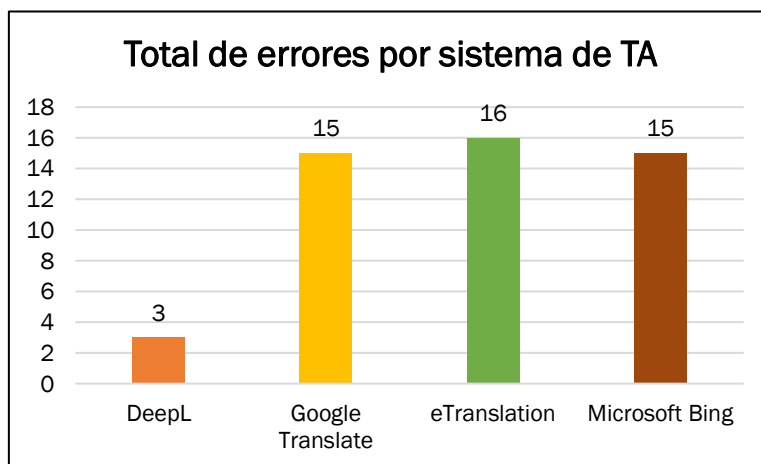


Gráfico 6. Total de errores por sistema de TA.

Al ver cuántos errores ha cometido cada sistema, algo se hace evidente en un primer vistazo. DeepL es el que menos errores contabiliza, con tres en total, lo que lo separa con un margen bastante amplio de Google Translate y Microsoft Bing, cada uno con quince. Finalmente, es eTranslation el que, con dieciséis errores, sería el menos adecuado para realizar una traducción con una calidad similar a la humana.

Tras observar estos resultado globales, vamos a pasar a desglosarlos. A continuación, en el gráfico se incluyen los cuatro sistemas de TA junto a los errores que ha cometido cada uno.

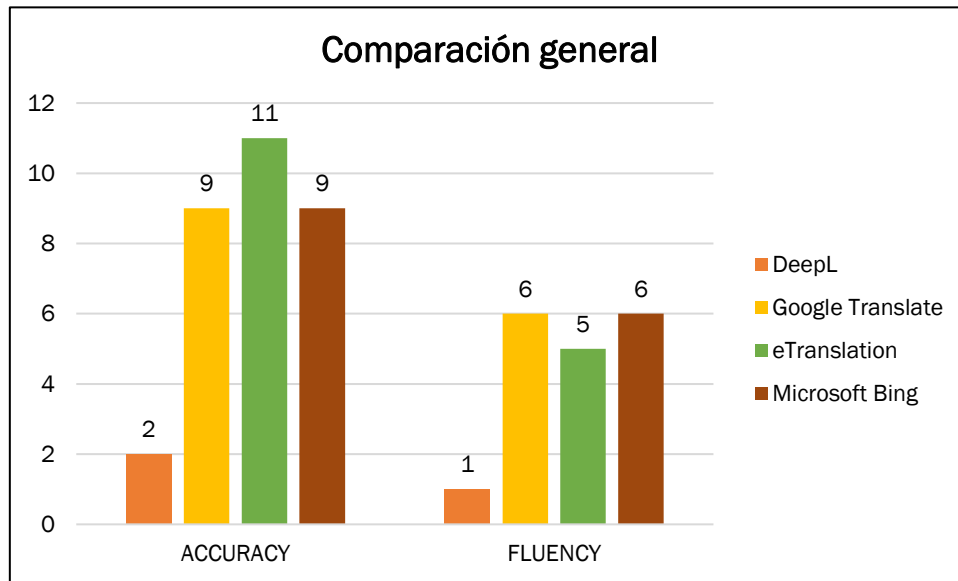


Gráfico 7. Comparación general de errores de precisión y fluidez por sistemas de TA.

El primer dato que arroja este gráfico es que, en los cuatro casos, la cantidad de errores de precisión es mayor que la de fluidez.

El sistema que más errores en total ha cometido, eTranslation, lidera también en la categoría de errores de precisión, con once. Respecto a la fluidez, queda en segundo puesto, con cinco.

El caso de Google Translate y Microsoft Bing es interesante, pues además de tener quince errores en total, contabilizan la misma cantidad de errores de precisión y de fluidez, nueve y seis, respectivamente. Si nos atenemos a la cuestión de la precisión, ambos quedarían en segunda posición con nueve errores; sin embargo, en cuanto a la fluidez, lideran el gráfico con seis fallos cada uno.

Por último, DeepL presenta dos errores de precisión y solamente uno de fluidez, lo que, como ya hemos avanzado, se trata del sistema de TA que más se acercaría a una calidad comparable con la humana.

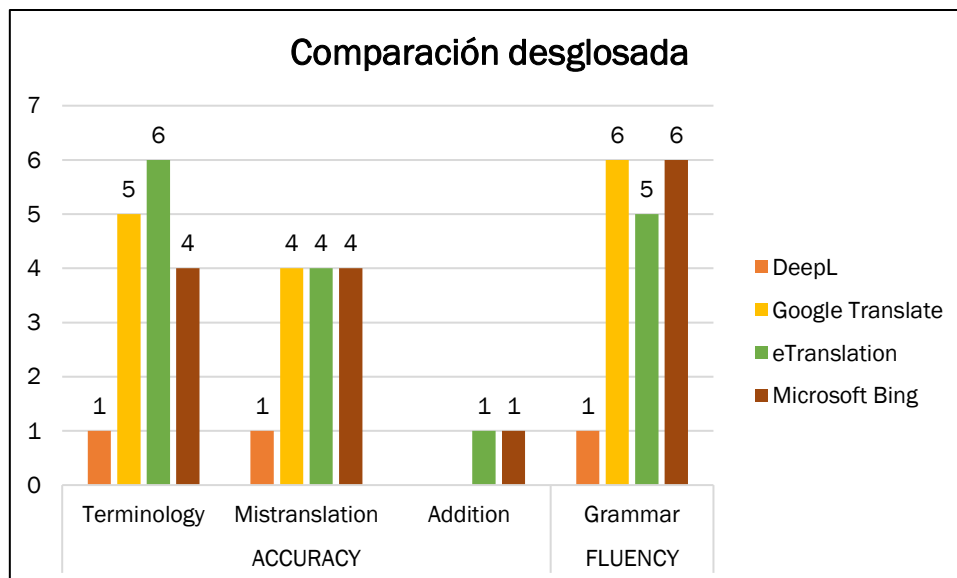


Gráfico 8. Comparación desglosada de subcategorías de errores por sistemas de TA.

Si entramos un poco más en detalle, este gráfico nos muestra, dentro de las categorías de precisión o *accuracy* y fluidez o *fluency*, las subcategorías de errores detectadas: terminología, traducción errónea y adición en el caso de la precisión; y gramática cuando hablamos de fluidez.

En el apartado de terminología, es eTranslation, con seis fallos, quien más errores ha cometido. Le siguen Google Translate con cinco, Microsoft Bing con cuatro y, de lejos, DeepL con tan solo uno.

Respecto a malas traducciones, tenemos un triple empate entre Google Translate, eTranslation y Microsoft Bing, con cuatro errores. DeepL, por su parte, contabiliza una traducción errónea.

Microsoft Bing y eTranslation son los sistemas que presentan al menos un error en cada categoría, pues DeepL y Google Translate no tienen ninguna adición innecesaria.

Por último, son Google Translate y Microsoft Bing quienes con seis errores fallan en el apartado de gramática. Les siguen eTranslation con 5 errores y DeepL, de nuevo, con uno.

Para finalizar, procederemos a detallar las conclusiones a las que hemos llegado tras haber realizado el análisis y la comparación de resultados.

## 5. CONCLUSIONES

En primer lugar, los productos resultantes de los cuatro sistemas de TA, a pesar de contar con una serie de errores de traducción, son un buen punto de partida para realizar una posesición rápida o completa del documento. Por tanto, podemos afirmar que estos sistemas de TA (DeepL, Google Translate, eTranslation y Microsoft Bing) son herramientas muy útiles para los traductores profesionales en cuanto a que su empleo conlleva una mejora de la productividad y, por tanto, del rendimiento. Sin embargo, cabe destacar que el incremento de la productividad y la mejora del rendimiento variarán en función del sistema de TA elegido, ya que, a pesar de que los cuatro estén basados en redes neuronales, el análisis de los errores cometidos señala que es DeepL el sistema de TA neuronal que presenta menos errores y ofrece una mayor calidad, semejante a la humana.

En cuanto al análisis que hemos llevado a cabo, delimitamos unas tipologías de errores sencillas que, fundamentalmente, tuvieron en cuenta la precisión y la fluidez del texto meta. La clasificación realizada revela que la mayor parte de los errores que cometen estos sistemas de TA tienen que ver con la precisión, concretamente con traducciones erróneas o terminología empleada de manera incorrecta. No obstante, es importante destacar que, en general, estos errores no interfieren en el proceso de comunicación: es decir, el texto propuesto se puede leer y comprender. Por lo tanto, aunque DeepL es el sistema más preciso, Google Translate, eTranslation y Microsoft Bing pueden considerarse también una herramienta muy útil, si bien ha de tenerse en cuenta que el proceso de posesición va a ser mayor.

Con el presente trabajo, queda patente el gran aumento de productividad que supondría la incorporación de cualquiera de estos sistemas de TA a la actividad profesional del ámbito de la traducción culinaria, especialmente la de DeepL, vistos los resultados tan positivos que arroja este estudio. Por ello, resulta importante la introducción de la traducción automática y la posesición en la formación de traductores e intérpretes, dado que no se contempla en el plan de estudios actual, aunque se ha enmendado en el plan nuevo.

Por último, sería interesante que, visto el resultado tan positivo que han obtenido estos sistemas en el ámbito de las recetas de cocina, se amplíe la investigación a otros campos y sectores, más o menos especializados, para determinar la viabilidad de su empleo. Además, al estar en un continuo proceso de «aprendizaje», la ventaja de los sistemas de TA neuronal radica en que los resultados de un estudio similar llevado a cabo en unos años serán totalmente diferentes.



## 6. REFERENCIAS

- Allen, J. (2003). Post-editing. En H. Somers (Ed.), *Computers and translation: a translator's guide*. Ámsterdam / Filadelfia: John Benjamins Publishing, pp. 297-318. Disponible en [https://www.academia.edu/63151678/Post\\_editing](https://www.academia.edu/63151678/Post_editing) (Consulta: 12/06/2022).
- ALPAC (1966). *Languages and machines: computers in translation and linguistics*. A report by the Automatic Language Processing Advisory Committee, Division of Behavioral Sciences, National Research Council. (Informe 1416). Disponible en <https://nap.nationalacademies.org/read/9547/chapter/1> (Consulta: 12/06/2022).
- Bar-Hillel, Y. (1952). Mechanical Translation: Needs and Possibilities. *1<sup>st</sup> MT Conference*, 1952, 17-20 junio, Cambridge, Massachusetts (EE. UU.). Disponible en <https://aclanthology.org/1952.earlymt-1.5/> (Consulta: 12/06/2022).
- Berner, S. (2003). Lost in Translation: Cross-Lingual Communication, and Virtual Academic Communities. *5th Annual Conference on World Wide Web Applications*, 10-12 septiembre, Durban, Sudáfrica.
- Biber, D., Connor, U. y Upton, T.A. (2007). *Discourse on the Move: Using Corpus Analysis to Describe Discourse Structure*. Ámsterdam: John Benjamins Publishing. Disponible en [https://www.researchgate.net/publication/242919107\\_Discourse\\_on\\_the\\_Move\\_Using\\_Corpus\\_Analysis\\_to\\_Describe\\_Discourse\\_Structure\\_Douglas\\_Biber\\_Ulla\\_Connor\\_and\\_Thomas\\_A\\_Upton\\_John\\_Benjamins\\_Publishing\\_2007](https://www.researchgate.net/publication/242919107_Discourse_on_the_Move_Using_Corpus_Analysis_to_Describe_Discourse_Structure_Douglas_Biber_Ulla_Connor_and_Thomas_A_Upton_John_Benjamins_Publishing_2007) (Consulta: 12/06/2022).
- Díaz, P. (2012). Luces y sombras en los 75 años de traducción de automática. En Lanero, J.J. y Chamosa, J.L. (Eds.): *Lengua, traducción, recepción en honor de Julio César Santoyo*. León: Universidad de León, Área de Publicaciones, pp. 139-175. Disponible en <http://hdl.handle.net/10612/4712> (Consulta: 12/06/2022).
- Forcada, M.L. (2017). Making sense of neural machine translation. *Translation Spaces* 6(2): 291-309. Disponible en <https://www.dlsi.ua.es/~mlf/docum/forcada17j2.pdf> (Consulta: 12/06/2022).
- Forcada, M.L., Sánchez, F. y Pérez, J.A. (2016). *Manual de informática y de tecnologías para la traducción*. Alicante: Departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos de la Universidad de Alicante. Disponible en <http://hdl.handle.net/10045/53085> (Consulta: 12/06/2022).

- Hutchins, J. (1997). From First Conception to First Demonstration: the Nascent Years of Machine Translation, 1947-1954. A Chronology. *Machine Translation*, 12(3): 195-252. Disponible en <https://www.jstor.org/stable/40027329> (Consulta: 12/06/2022).
- Hymes, D. (1974). *Foundations in Sociolinguistics*. Filadelfia: University of Pennsylvania Press.
- Labrador, B., Ramón, N., Alaiz-Moretón, H. y Sanjurjo-González, H. (2014). Rhetorical structure and persuasive language in the subgenre of online advertisements. *English for Specific Purposes*, 34: 38-47. Disponible en <http://hdl.handle.net/10612/9122> (Consulta: 12/06/2022).
- Lavie, A. (2010). *Evaluating the Output of Machine Translation Systems*. Carnegie Mellon University, Denver, Colorado (EE. UU): Carnegie Mellon University. Disponible en [https://www.researchgate.net/publication/266096165\\_Evaluating\\_the\\_Output\\_of\\_Machine\\_Translation\\_Systems](https://www.researchgate.net/publication/266096165_Evaluating_the_Output_of_Machine_Translation_Systems) (Consulta: 12/06/2022).
- Maldonado, M. C. y Liébana, M. (2021). Los motores de traducción automática y su uso como herramienta lexicográfica en la traducción de unidades léxicas aisladas. *Círculo de Lingüística Aplicada a la Comunicación*, 88: 189-212. Disponible en <https://doi.org/10.5209/clac.77002> (Consulta: 12/06/2022).
- O'Brien, S. (2010). Introduction to post-editing: who, what, how and where to next. *9<sup>th</sup> Conference of the association for machine translation in the Americas*, 2010, 31 octubre-4 noviembre, Denver, Colorado (EE. UU.). Disponible en <https://aclanthology.org/2010.amta-tutorials.1> (Consulta: 12/06/2022).
- O'Brien, S. (2011). Towards predicting post-editing productivity. *Machine Translation*, 25(1): 195-225. Disponible en <https://doi.org/10.1007/s10590-011-9096-7> (Consulta 12/06/2022).
- Ortiz, C. (2016). *Implementing Machine Translation and Post-Editing to the Translation of Wildlife Documentaries through Voice-over and Off-screen Dubbing*. Tesis doctoral. Barcelona: Universitat Autònoma de Barcelona. Disponible en <http://hdl.handle.net/10803/400020> (Consulta: 12/06/2022).
- Rabadán, R., Sanjurjo-González, H. y Colwell, V. (2016). Bi-Texting Your Food: Helping the Gastro Industry Reach the Global Market. *CILC 2016. 8<sup>th</sup> International Conference on Corpus Linguistics*, pp. 361-371. Disponible en <https://doi.org/10.29007/4xtp> (Consulta: 12/06/2022).

- Sánchez Ramos, M. M. y Rico Pérez, C. (2020). *Traducción automática. Conceptos clave, procesos de evaluación y técnicas de posesición*. Granada: Comares.
- Vasconcellos, M. y Bostad, D. (1992). Machine translation in a high-volume translation environment. En J. Newton (Ed.), *Computers in translation: a practical appraisal* Londres: Routledge, pp. 58-77. Disponible en [https://www.murieltranslations.com/articles/machine\\_translation/mt\\_in\\_high-volume-newton.pdf](https://www.murieltranslations.com/articles/machine_translation/mt_in_high-volume-newton.pdf) (Consulta: 12/06/2022).
- Veale, T. y Way, A. (1997). Gaijin: a bootstrapping approach to example-based machine translation. *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> international conference, recent advances in natural language processing*, pp. 239-244. Disponible en <https://www.semanticscholar.org/paper/Gaijin-%3A-A-Bootstrapping-%2C-Template-Driven-Approach-Veale/8cee9fb25f9c70fe7ce19526500ddc339a1b6d4c> (Consulta: 12/06/2022).
- Viver Sorolla, P. y Ortego Antón, M.T. (2020). El empleo de los sistemas de traducción automática del inglés al español en textos descriptivo-promocionales sobre belleza. En C. Botella Tejera, C. Iliescu Gheorghiu y J. Franco Aixelá (Eds.), *Translatum Nostrum. La traducción y la interpretación en el ámbito especializado*. Granada: Comares, pp. 225-243.
- Wagner, E. (1985). Post-editing systran: a challenge for commission translators. *Terminologie et traduction*, 3: 1-7. Disponible en [https://www.academia.edu/63151678/Post\\_editing](https://www.academia.edu/63151678/Post_editing) (Consulta: 12/06/2022).