

# La Inteligencia Artificial aplicada al lenguaje y su potencial aplicación al dominio de las AA.PP.

Víctor Fresno Fernández<sup>1</sup>

*Profesor Titular de Universidad del Departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos  
Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED)*

**RESUMEN:** En este artículo se presenta una reflexión acerca de cómo la inteligencia artificial y el procesamiento del lenguaje natural pueden ser aplicados al dominio de las Administraciones Públicas. Inicialmente, se presenta una revisión histórica de la evolución de la lingüística computacional desde sus orígenes hasta el día de hoy, cuando está en boca de todos gracias a la aparición de las últimas y sorprendentes aplicaciones conversacionales como ChatGPT, subrayando el salto trascendental que han supuesto en este campo las redes neuronales y los mecanismos de autoaprendizaje. Se introduce el concepto de modelado del lenguaje y se muestra cómo el acceso a volúmenes masivos de datos y el crecimiento exponencial en la capacidad de cómputo han actuado como aceleradores necesarios de este desarrollo. Posteriormente, se proponen posibles aplicaciones específicas de estas tecnologías al contexto de la Administración Pública, en ámbitos que van desde la optimización en la gestión de proyectos y la potenciación de los servicios al ciudadano, hasta la transformación digital administrativa, pasando por aspectos tan importantes como la ciberseguridad, la elaboración y control de pliegos contractuales, la gestión avanzada de datos o la simplificación del lenguaje jurídico. El documento concluye con una reflexión sobre la inminente transformación y el valor añadido que estas tecnologías pueden aportar a la realidad de las Administraciones Públicas.

**Palabras clave:** Tecnologías del Lenguaje, Inteligencia Artificial, Redes Neuronales, Modelos de Lenguaje, Administraciones Públicas, Aplicaciones.

**ABSTRACT:** In this article, a reflection is presented on how Artificial Intelligence and Natural Language Processing can be applied to the domain of Public Administrations. Initially, a historical review of the evolution of computational linguistics from its origins to the present day is presented, now being widely discussed due to the emergence of the latest impressive conversational applications such as ChatGPT, emphasizing the

---

<sup>1</sup> Coordinador del *Máster Universitario en Tecnologías de Lenguaje* de la UNED ORCID: 0000-0003-4270-2628

profound leap that neural networks and self-learning mechanisms have meant in this field. The concept of language modeling is introduced, and it is shown how access to massive volumes of data and the exponential growth in computing capacity have acted as necessary accelerators for this development. Subsequently, possible specific applications of these technologies to the context of Public Administration are proposed, in areas ranging from optimization in project management and the enhancement of citizen services, to administrative digital transformation, covering crucial aspects such as cybersecurity, drafting and control of contractual specifications, advanced data management, and simplification of legal language. The document concludes with a reflection on the imminent transformation and the added value that these technologies can bring to the reality of Public Administrations.

**Keywords:** Language Technologies, Artificial Intelligence, Neural Networks, Language Models, Public Administrations, Applications.

**SUMARIO:** 1. INTRODUCCIÓN; 2. ¿CÓMO MODELAN LAS MÁQUINAS EL LENGUAJE HUMANO?; 3. ¿CÓMO SE HA LLEGADO A ESTE ÉXITO DE LAS TECNOLOGÍAS DEL LENGUAJE?; 4. IMPULSANDO LA DIGITALIZACIÓN: APLICANDO LAS TECNOLOGÍAS DEL LENGUAJE DENTRO DE LA ADMINISTRACIÓN PÚBLICA; 5. CONCLUSIONES; 6. BIBLIOGRAFÍA.

## 1. INTRODUCCIÓN

En esta era digital en la que nos encontramos, la relación entre las Administraciones Públicas y los ciudadanos se está redefiniendo día a día. Las tecnologías del lenguaje, técnicas y procesos definidos dentro de lo que conocemos como Inteligencia Artificial (IA), y más específicamente dentro de lo que siempre se ha venido a llamar Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN), emergen como herramientas esenciales capaces de redefinir la nueva forma en la que las Administraciones Públicas van a tener que interactuar, gestionar y ofrecer servicios al ciudadano de hoy en adelante. Y esta transformación se está basando en una idea fundamental: es necesario simplificar, acelerar y hacer más transparente la experiencia e interacción del usuario con la Administración, pero garantizando siempre al mismo tiempo la eficiencia en los procesos y una seguridad operativa.

Dentro de la enorme variedad de tecnologías que puede emplearse con este fin, los Modelos de Lenguaje de gran escala (del inglés, *Large Language Models*, LLM) (Wei et al., 2022) ocupan un lugar central, y son los principales causantes de una revolución tecnológica que empezó a vislumbrarse en el año 2018, y que con la aparición de ChatGPT<sup>2</sup> en noviembre de 2022 ha revolucionado el mundo de la IA aplicada al texto, ya que ofrece capacidades sorprendentes en cuanto a la comprensión y generación del lenguaje de una forma no vista hasta ahora. La aparición de estos modelos de lenguaje de gran escala ha revolucionado la

---

<sup>2</sup> <https://chat.openai.com/>

manera en que se gestiona e interpreta la información textual, reduciendo así las dificultades que siempre ha habido entre la automatización y la interacción humano-máquina.

A lo largo de este artículo, exploraremos la posible aplicación de estas tecnologías en diferentes áreas y ámbitos de las Administraciones Públicas (AAPP), centrándonos especialmente en la parte relativa al trabajo diario de los profesionales en Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) dentro de la Administración General del Estado (AGE), pensando cómo pueden incorporarse estos avances en áreas tan importantes como la gestión de proyectos de las AAPP, la mejora de los servicios públicos prestados a la ciudadanía, la implantación de la administración digital y la gestión de la ciberseguridad, la elaboración de pliegos y el control de acuerdos a nivel de servicios, el Gobierno del Dato o el lenguaje jurídico.

Haremos un repaso desde el proceso inicial de digitalización de procesos hasta la creación de interfaces intuitivas y adaptadas al ciudadano, pasando por la mejora en la gestión de datos y su integración. Estamos ante un cambio de paradigma que promete transformar para siempre la relación entre los ciudadanos y la Administración. En resumen, la IA y las tecnologías del lenguaje se presentan como herramientas clave en esta nueva era, ofreciendo posibilidades y soluciones a desafíos que antes parecían insuperables o, al menos, muy lejanos. A lo largo de este artículo reflexionaremos acerca de cómo puede llevarse a cabo toda esta transformación; el mundo de los modelos de lenguaje de gran escala ya está entre nosotros.

## **2. ¿CÓMO MODELAN LAS MÁQUINAS EL LENGUAJE HUMANO?**

Todos los días interactuamos con aplicaciones que procesan lenguaje. Ya sea cuando hacemos una búsqueda en Internet, al recibir recomendaciones de un producto o cuando Youtube<sup>3</sup> nos traduce frases en tiempo real mientras vemos un vídeo; en todas esas situaciones las tecnologías que procesan lenguaje están presentes. Y esto es posible gracias a lo que se conoce como tecnologías del lenguaje, las que nos permiten crear programas y dispositivos capaces de interactuar por medio de lenguaje natural.

Estas tecnologías se fundamentan sobre dos grandes áreas de investigación: la lingüística computacional y el procesamiento de lenguaje natural. Aunque pudieran considerarse sinónimos, en realidad presentan diferencias. Mientras la lingüística computacional combina el estudio del lenguaje con la informática, y se centra en desarrollar modelos y algoritmos para que las máquinas «entiendan» y generen lenguaje, el PLN —una subárea de la Inteligencia Artificial— se enfoca más en el diseño de los sistemas que nos permiten a los humanos inte-

---

<sup>3</sup> <https://www.youtube.com/>

ractuar con la tecnología por medio del lenguaje, permitiéndonos desarrollar aplicaciones como los asistentes virtuales que están cada día más presentes en nuestros hogares. Ambas áreas se combinan y complementan, encontrándose actualmente en una constante evolución.

Para entender qué es lo que hay detrás de estas tecnologías es esencial comprender, en primer lugar, el proceso que permite que una máquina pueda procesar el lenguaje natural. Esto se hace por medio de lo que se conoce como modelado del lenguaje. Aunque este concepto pueda parecer complicado, simplemente hay que pensar que un sistema informático debe poder representar y modelar el problema que quiere resolver, y en este caso el problema engloba lenguaje natural; por tanto, el modelado del lenguaje tenemos que verlo como la forma en la que un ordenador representa internamente este tipo de información para poder procesarla.

Echando la vista atrás, en la década de 1950 Noam Chomsky introdujo lo que definió como gramáticas libres de contexto, las cuales permiten generar un espacio infinito de posibles frases por medio de una combinación de elementos (palabras, sintagmas, etc.) y unas reglas que establecían el orden en el que se podían presentar dichos elementos. Ello marcó el inicio de la lingüística computacional, experimentando después principalmente tres fases de desarrollo, cada una caracterizada por un paradigma distinto en la forma de modelar el lenguaje.

Desde los años 50 hasta los 90, el **enfoque simbólico** fue el dominante. Este paradigma sostiene que el análisis del lenguaje humano puede realizarse a través de gramáticas y reglas predefinidas. Por poner un ejemplo, podríamos establecer que un «banco» es una «institución financiera donde las personas depositan y retiran dinero». Sin embargo, si aparece junto con el término «peces», entonces deberíamos interpretar que se alude a «un conjunto de peces que van juntos en gran número». El enfoque simbólico, aunque no tiene una descripción estricta, generalmente se refiere a sistemas basados en reglas establecidas manualmente; por tanto, se basa en el procesamiento de reglas y operaciones aplicadas a símbolos con significado. Mientras que tiene la ventaja de que permite realizar inferencias lógicas y derivar nuevos conceptos, también presenta evidentes limitaciones, como el no poder abordar la continuidad intrínseca del lenguaje a nivel semántico y el tener que limitarse a un dominio específico que podamos modelar. La semántica realmente habría que representarla en un continuo (Fuchs and Victorri, 1994] y este paradigma no tiene la capacidad de modelar así el lenguaje.

Este enfoque empezó a decaer en la década de 1990. Resulta inviable tratar de modelar todo el universo semántico con reglas predeterminadas, a menos que se opere en un dominio muy restringido, como ya hemos comentado. Aun así, las técnicas simbólicas continúan aplicándose en ciertos contextos y siguen siendo clave en sistemas basados en tecnología lingüística que usamos en nuestra vida diario en dominios controlados. Otra de sus fortalezas es su interpre-

tabilidad, a diferencia de los enfoques que surgieron después, como veremos a continuación.

La segunda etapa en el desarrollo de la lingüística computacional vino con la irrupción del **paradigma estadístico** en la década de 1990. Este cambio de paradigma se dio fundamentalmente por la disponibilidad de grandes cantidades de texto y los avances que estaban surgiendo en el área de Aprendizaje Automático (del inglés, *Machine Learning*, ML) (Mitchell, 1997) dentro de la IA. Ahora, en lugar de tener que establecer reglas de forma manual, se planteó que las máquinas generalizaran estas reglas a partir de datos anotados que se les presentaran, principalmente por medio de colecciones de textos etiquetados manualmente. Empezó a considerarse el lenguaje como un espacio matemático y probabilístico. A partir de datos contenidos en una colección de documentos anotados, un algoritmo podría deducir que las palabras «Torre Eiffel» se refieren a una Entidad Nombrada, es decir, a una palabra o una secuencia de palabras que representan una entidad específica en un texto; en este caso, una localización, monumento o punto de interés turístico. Y ello representando los textos, fundamentalmente, como vectores en un espacio euclídeo, donde cada componente representa un término del vocabulario que se esté manejando. La idea es la siguiente: si exponemos a una máquina un número suficiente de ejemplos etiquetados, ésta podrá encontrar un patrón general para identificar, en este caso, Entidades Nombradas. Y todo ello porque los documentos contienen un gran número de entidades anotadas, de modo que es posible que un algoritmo generalice su identificación.

La tercera etapa, que comenzó alrededor de 2010, supuso el establecimiento del conocido como **paradigma conexionista**; lo que puede entenderse como «la llegada de las redes neuronales». Esto no quiere decir que las redes neuronales no existieran o no se aplicaran antes al procesamiento de textos, pero fue a partir de este momento cuando se han situado en primera línea y han tomado un protagonismo único en este campo. A nivel práctico, el gran paso lo dio Tomas Mikolov en 2013 con su propuesta de modelo word2vec (Mikolov et al., 2013). Consiguió entrenar una red neuronal de modo que el espacio en el que logró representar las palabras de un vocabulario mantenía una isometría semántica respecto a las relaciones de similitud que tenemos todos nosotros en nuestra cabeza como consenso, es decir, que la palabra «perro» es más similar a «gato» que a «camión», o que la distancia en la relación semántica entre «rey» y «reina» es similar a la que hay entre «hombre» y «mujer». A partir de este hallazgo, se empezaron a desarrollar sistemas en los que las palabras eran tratadas como vectores y, por tanto, se empezaron a poder realizar operaciones algebraicas con ellos, obteniéndose resultados sorprendentes. Además, con el crecimiento de la información disponible, en gran medida gracias al desarrollo de contenidos en Internet, y a la digitalización y creación constante de contenidos textuales, los sistemas de aprendizaje automático comenzaron a adquirir el impulso que tienen hoy en el contexto de la lingüística computacional.

Las redes neuronales son modelos matemáticos que tratan de emular cómo funciona el cerebro humano por medio de conjuntos de neuronas artificiales con umbrales de activación, que se interconectan dentro de una red con una serie de pesos asignados a dichas conexiones. La idea viene de la década de los 40, inspirada en la hipótesis de aprendizaje basado en el mecanismo de plasticidad neuronal que ahora se conoce como aprendizaje de Hebb (Hebb, 1949). A lo largo de las décadas de los 50 y 60 se desarrollaron muchos modelos; el más conocido de ellos es quizás el perceptrón, una red con únicamente una capa de neuronas, y donde luego se combinan la salida de todas ellas (Rosenblatt, 1958). Luego este modelo fue superado por redes más complejas con estructuras multicapa, de modo que presentando un número elevado de ejemplos, y por medio de mecanismos de refuerzo, los pesos de la red se van ajustando de forma que ésta «aprende» a encontrar la salida correcta ante una entrada dada. Siguiendo con el ejemplo anterior, en este caso, en la capa de entrada de la red se activaría la combinación de neuronas correspondiente a la representación de las palabras «banco» y «peces». Esto desencadena una serie de activaciones internas en la red, y si ésta ha sido entrenada correctamente, a la salida se activará el conjunto de neuronas que representarán el concepto «banco de peces» como conjunto de peces que van juntos en gran número.

El éxito del paradigma conexionista ha sido posible gracias a la cantidad de información textual disponible para entrenamiento, a los avances en el área del aprendizaje automático y a las mejoras en capacidad de cómputo, pero sobre todo a un concepto revolucionario: el **autoaprendizaje**. Este concepto es fundamental para entender la revolución actual que estamos viviendo con la IA aplicada al lenguaje a partir de finales de 2022. Estudios recientes muestran que los sistemas actuales más avanzados basados en aprendizaje automático, entrenados sobre cantidades ingentes de texto, son capaces de realizar tareas sofisticadas como traducir, dar respuestas a preguntas abiertas, etc. (Brown et al., 2020). Sin embargo, otros experimentos mostraban que esas mismas tecnologías aún eran capaces de capturar la sistematicidad, la generalización, productividad o sustitubilidad del lenguaje (Linzen et al., 2016, Lake and Baroni, 2018, Kim and Linzen, 2020, Hupkes et al., 2020). Pero como vemos se trata de estudios previos a los últimos sistemas presentados en el área.

El término autoaprendizaje se refiere a la habilidad de una red para adquirir conocimiento y mejorar su desempeño mediante la experiencia y la retroalimentación originada por sus propios datos de entrenamiento. Ya no es necesario contar con grandes colecciones de texto etiquetadas para construir un modelo lingüístico; ahora, en vez de basarse en reglas o directrices precisas, o en generalizar ejemplos a partir de datos anotados, las redes neuronales aplican algoritmos de entrenamiento sobre colecciones sin anotar, modelando automáticamente el lenguaje según se exponen a estos conjuntos enormes de textos en bruto; en una forma similar a como lo hace un niño cuando está aprendiendo una lengua.

Estas redes entonces se entrenan por medio de técnicas de aprendizaje por refuerzo y estrategias como el enmascaramiento. A la red se le presenta un texto de entrada en el que ciertas palabras son enmascaradas (se le ocultan), y luego se evalúa su habilidad para predecir en la salida estas palabras que faltaban en la entrada. Esto permite ir ajustando los pesos y parámetros de la red con el objetivo de encontrar patrones y estructuras en el lenguaje. Para esta tarea no se requiere, por tanto, etiquetar ninguna colección de documentos, ya que los términos a ocultar del texto de entrada se pueden seleccionar de forma aleatoria. Y a medida que se procesan más ejemplos y la red recibe más retroalimentación respecto a la precisión de sus predicciones (aciertos o errores), son capaces de adaptarse cada vez mejor y perfeccionar su capacidad para poder generar texto coherente y relevante, una vez han visto suficientes frases de ejemplo.

Este autoaprendizaje permite que la red aprenda de manera progresiva y constante un modelo de lenguaje, ajustando sus representaciones internas y adaptando su comportamiento con el paso del tiempo y los ejemplos que ha visto. Esta habilidad de aprender de forma independiente hace que los modelos de lenguaje y las redes neuronales se adecúen a diferentes dominios, estilos de redacción o incluso a cambios en el lenguaje a lo largo del tiempo. De igual modo, facilita la generación de texto más fluido y comprensible, dado que el modelo puede capturar y aprender de la estructura y el significado del lenguaje a partir de los textos que se le presentan, en lugar de depender estrictamente de reglas predefinidas o instrucciones específicas, como se hacía anteriormente. Por tanto, si a una red neuronal se le presentan enormes cantidades de texto escrito en español, será capaz de generar un modelo de lenguaje para el español. Pero también es susceptible de adquirir sesgos indeseados, ya que siempre va a tratar de modelar lo que ve, y no cuenta con un modelo semántico que represente aspectos éticos. La corrección de estos sesgos es hoy en día un área de investigación con mucho interés, ya que, si estamos pensando en aplicar estos modelos de lenguaje de gran escala a nuestra vida diaria, deberíamos tratar de evitar sesgos que podrían derivar en razonamientos o enunciados racistas, machistas, xenófobos, homófobos, etc. Y nos encontramos ya en el punto sobre el que se construye un sistema como ChatGPT.

### **3. ¿CÓMO SE HA LLEGADO A ESTE ÉXITO DE LAS TECNOLOGÍAS DEL LENGUAJE?**

El incremento en la capacidad de cómputo que se ha experimentado en los últimos años ha sido un elemento fundamental para el avance y éxito de estos nuevos sistemas de procesamiento de lenguaje natural. La evolución en el rendimiento computacional ha jugado un papel crucial en el avance de las tecnologías del lenguaje.

Históricamente, el procesamiento de datos en el ámbito del PLN estaba restringido debido fundamentalmente a las limitaciones computacionales. Pero el



desarrollo de las tarjetas gráficas, con sus Unidades Gráficas de Procesamiento (del inglés, *Graphics Processing Unit*, GPU) para el procesamiento paralelo y la introducción de las más modernas unidades de procesamiento tensorial (*Tensor Processing Unit*, TPU) han marcado un salto considerable en la capacidad de cómputo. Y todo esto arrancó con los videojuegos. Aunque las GPU ahora son reconocidas por su capacidad para manejar cálculos en paralelo en aplicaciones que van más allá de los gráficos (como en la IA y la minería de criptomonedas), su origen está ligado a la necesidad de mejorar la representación gráfica en los videojuegos y sistemas de visualización. Estos avances en *hardware* han permitido una mejora sustancial en la eficiencia de sistemas y modelos especializados en procesamiento del lenguaje.

Un reflejo de esta transformación son los modelos de lenguaje GPT-3 (Brown et al., 2020) y GPT-4 (OpenAI, 2023) de *OpenAI4*, entrenados con ingentes cantidades de texto, y a los que no se hubiera podido llegar sin esta nueva capacidad de cómputo. Estos modelos de lenguaje, fundamentados en la arquitectura *Transformer* (Vaswani et al., 2017) de redes neuronales, son famosos por producir textos de una calidad asombrosa. GPT-3, presentado en 2020, impresionó al mundo por la calidad de sus textos, pero GPT-4 ha elevado estas capacidades con una arquitectura más avanzada y un mejor rendimiento. Estos modelos han revolucionado el procesamiento y tratamiento de textos en tareas de carácter lingüístico complejo, y problemas que antes nos suponían un desafío enorme, como la traducción automática o la generación y comprensión del lenguaje para interactuar con humanos, ahora podemos abordarlos de una manera sorprendente.

Estas innovaciones abren la puerta al desarrollo de soluciones mejores, más rápidas y al desarrollo de aplicaciones prácticas más complejas en un mayor número de contextos y en ámbitos más complejos también, entre los que podemos encontrar algunos de los que revisaremos en este artículo, como la mejora de la comunicación de la Administración con los ciudadanos, o su aplicación dentro de los numerosos procesos que involucran el tratamiento de textos en los diferentes ámbitos de la AAPP. Porque estos modelos de lenguaje, una vez entrenados, se pueden adaptar para realizar tareas concretas, utilizando un proceso denominado de ajuste fino (del inglés, *fine-tuning*). Los modelos adaptados a tareas son los que se conoce como **modelos de lenguaje discriminativos**; en realidad, se trata de sistemas clasificadores que tienen que decidir si una entrada pertenece a una clase u otra, de entre un conjunto de categorías predefinidas.

Porque tenemos que pensar que muchas de las tareas que podemos enmarcar dentro del área del procesamiento del lenguaje natural se pueden modelar como problemas de clasificación; por ejemplo, si queremos analizar sintácticamente una frase de forma automática, este proceso puede verse como un problema de

---

<sup>4</sup> <https://openai.com/>



clasificación en el que las clases entre las que tiene que elegir un algoritmo para anotar una palabra dentro de un texto son categorías sintácticas. O un problema de reconocimiento de Entidades Nombradas, como el que poníamos antes de ejemplo, que se puede modelar como un clasificador donde las categorías a predecir son los diferentes tipos de entidades que consideremos (Persona, Organización, Lugar, ..., o etiquetar la palabra como «no es una entidad»). Y un reconocedor de entidades se puede emplear en diferentes contextos, por ejemplo, para clasificar documentos por departamento en un Ministerio, asignar documentos a un expediente u otro, anonimizar contenidos eliminando datos sensibles, redirigir instancias a una Administración u otra desde un buzón del ciudadano, entre otras muchas posibilidades.

En resumen, el entrenamiento inicial permite a las redes neuronales autoaprender una representación rica del lenguaje a partir de grandes cantidades de textos, adquiriendo un modelo general de la semántica, la gramática, y las relaciones contextuales inherentes al lenguaje, al que se conoce como modelo pre-entrenado. Y esta representación del lenguaje se convierte entonces en un punto de partida fundamental para poder aplicarlo después a una amplia gama de tareas, principalmente modeladas como problemas de clasificación, y proporcionando una especie de conocimiento previo que el modelo podrá aplicar a la resolución de nuevos problemas.

El proceso de ajuste fino, también conocido como transferencia de aprendizaje, implica reajustar los parámetros de un modelo de lenguaje pre-entrenado con un conjunto de datos anotados que sea específico para la nueva tarea que se quiera resolver. En este proceso, la red neuronal se sigue entrenando para reconfigurar los pesos de sus conexiones a partir de esos datos anotados y por medio de los mecanismos de refuerzo ya comentados. Está demostrado que este proceso es más eficiente que entrenar un sistema desde cero para una tarea específica, como se hacía previamente a la aparición de este tipo de redes neuronales, porque aprovecha la capacidad del modelo pre-entrenado para aprender las características generales del lenguaje y usarlas para resolver la nueva tarea. De esta manera, se requieren menos datos y menos tiempo para lograr un modelo ajustado para una tarea, mejorando así la eficacia de los sistemas y reduciendo los recursos necesarios.

Hasta el día de hoy, empresas como *OpenAI*, *Google5* y *Facebook6* han desarrollado modelos de lenguaje como GPT-4, Bard<sup>7</sup>, BERT (Devlin et al., 2018) y RoBERTa (Liu et al., 2019), que contienen cientos de miles de millones de parámetros y han sido entrenados con Terabytes de texto en bruto, fundamentalmente en inglés o con corpus multilingües. Imaginemos la cantidad de recursos,

---

<sup>5</sup> <https://www.google.com>

<sup>6</sup> <https://www.facebook.com>

<sup>7</sup> <https://bard.google.com/>

no solo en texto sino en tiempo y capacidad de cómputo, que se han tenido que emplear para poder encontrar los valores óptimos para esta gigantesca cantidad de parámetros a ajustar. Y pensemos también en la cantidad de energía que requiere la generación de cada uno de estos modelos. Esto ya supone, a día de hoy, un problema al que habrá que encontrar solución. En el ámbito del español también hemos visto un aumento enorme en el número de modelos de lenguaje generados en los últimos años, aunque aún no se ha llegado a las dimensiones de los modelos en inglés. Algunos ejemplos son los modelos BETO<sup>8</sup>, mBERT (Pires et al., 2019) y la familia BERTIN (de la Rosa et al., 2022).

Hay otro tipo de modelos de lenguaje diferentes, en los que se encuadra ChatGPT, y que son los **modelos de lenguaje generativos**. A diferencia de los discriminativos, que son meramente clasificadores, los modelos generativos están diseñados para producir texto, y para ello deben aprender la distribución de probabilidad conjunta de palabras en una lengua dados sus contextos, es decir, deben poder establecer la probabilidad de que una palabra aparezca en un contexto determinado (formado por la secuencias previa y posterior de palabras). En realidad, son también modelos pre-entrenados y ajustados con colecciones anotadas, pero en este caso las anotaciones son instrucciones. ChatGPT, por ejemplo, está entrenado sobre el modelo de lenguaje GPT-4.

Las colecciones de instrucciones anotadas suelen contener ejemplos de una gran variedad de tareas, con el objetivo de que el modelo pueda aprender a realizarlas; por ejemplo, entre estas tareas están la traducción entre diferentes idiomas, la generación de resúmenes, la respuesta a preguntas que se le planteen, o la redacción de ensayos. Además, algunas instrucciones pueden requerir que el modelo realice las tareas en diferentes pasos, o utilice incluso cierto razonamiento lógico; por ejemplo, puede tener primero que traducir una oración para luego resumirla. Al igual que en el caso de los modelos discriminativos, estas colecciones deben incluir anotaciones, pero en este caso se hace en forma de respuestas o soluciones correctas a preguntas o problemas planteados, de modo que el modelo pueda aprender de ellas y ajustar así sus pesos. Y suelen ser colecciones muy grandes también, pudiendo contener miles de millones de palabras. Y aquí hay un aspecto en el que merece la pena pararse. Esto no significa que estos modelos generativos solo puedan responder a las preguntas contenidas en su entrenamiento, sino que lo que se consigue con el entrenamiento es que cuando ha visto miles de preguntas y respuestas, el modelo sea capaz de generar respuestas nuevas ante preguntas que nunca se le habían planteado. Y ya hemos visto que las respuestas se basan en distribuciones de probabilidad, por lo que nada asegura que la respuesta, aun estando sintácticamente, o incluso semánticamente bien construida, sea realmente correcta.

---

<sup>8</sup> <https://github.com/dccuchile/beto>

El orden de las palabras que genera está guiado por un modelo probabilístico que, eso sí, ha sido construido con una enorme cantidad de textos. Y el modelo ha sido entrenado con enormes colecciones de instrucciones anotadas. Pero, además, se aplican técnicas que hacen que esa apariencia de inteligencia a la hora de generar una respuesta sea mayor; por ejemplo, se introduce cierta aleatoriedad para que no siempre la palabra más frecuente sea la que suceda a una secuencia de frases dada (ni aun considerando la sucesión de un conjunto elevado de palabras), sino que en ocasiones sean palabras menos frecuentes las que se utilizan, que luego precederán a su vez a otra palabra con diferente probabilidad dentro de ese contexto. Y lo hacen utilizando modelos probabilísticos a diferentes niveles lingüísticos. Esto explica que modelos de lenguaje generativos como ChatGPT no repitan nunca la respuesta ante una misma pregunta. No son deterministas. Y esto se hace para tratar de imitar la creatividad humana; diferentes estudios han mostrado que si se analizan los textos escritos por una persona, las probabilidades de las palabras que suceden a una determinada secuencia de frases, en la mayoría de los casos, no suelen ser las más probables. Por eso las personas no hablamos como máquinas y todavía somos capaces de sorprender a nuestros interlocutores. En este punto está parte de la creatividad humana.

Entre los últimos modelos generativos que se han presentado para generar texto en español, destaca Lince, un modelo entrenado sobre GPT-3 lanzado en julio de 2023 por la empresa Clibrain<sup>9</sup> y entrenado con instrucciones en español. Poco después se publicó el modelo Águila<sup>10</sup> por parte del Centro Nacional de Supercomputación (*Barcelona Supercomputing Center, BSC*), otro modelo generativo basado en el modelo GPT-3 en español, inglés y catalán.

Una vez hemos visto cómo la lingüística computacional y el procesamiento del lenguaje natural han evolucionado desde sus orígenes en los años 50 hasta nuestros días, la era de las redes neuronales y los modelos de lenguaje de gran escala, nos encontramos en un momento ilusionante. Se abre ahora ante nosotros la posibilidad de aplicar estas tecnologías y hacer más sencillo y amable nuestro día a día; unas tecnologías que, por otro lado, no sabemos hasta dónde llegarán en el corto y medio plazo. Y es precisamente aquí donde las Administraciones Públicas aparecen como un dominio de aplicación prometedor, y a la vez fascinante. Se nos presenta la oportunidad de imaginar un futuro en el que la interacción entre ciudadanos y Administración sea más amable, si somos capaces de aprovechar todo este potencial para mejorar la eficiencia, la transparencia y la accesibilidad a la información. Trataremos ahora de vislumbrar cómo estas tecnologías podrían ser útiles a una Administración pública moderna y digitalizada, alineada con las actuales estrategias europeas y con los objetivos que España se ha propuesto alcanzar en la próxima década.

---

<sup>9</sup> <https://clibrain.com/>

<sup>10</sup> <https://github.com/PlanTL-GOB-ES/lm-spanish>

#### **4. IMPULSANDO LA DIGITALIZACIÓN: APLICANDO LAS TECNOLOGÍAS DEL LENGUAJE DENTRO DE LA ADMINISTRACIÓN PÚBLICA**

Como hemos visto, el desarrollo de las tecnologías del lenguaje, especialmente desde la aparición de los modelos de lenguaje de gran escala, ha traído consigo un sinfín de posibilidades que van más allá del experimento en PLN y la investigación científica. El procesamiento del lenguaje natural siempre puso el foco en el diseño y desarrollo de sistemas en los que integrar los avances que se iban alcanzando, pero ahora la trascendencia de estos avances puede ir mucho más allá.

La digitalización ya no es simplemente la conversión de papel a formato electrónico, sino que ahora se debe entender como una transformación profunda sobre cómo interactuamos, gestionamos y accedemos a la información. Las Administraciones Públicas tienen como objetivo servir y conectar con la ciudadanía, por lo que tienen la responsabilidad, y a la vez la extraordinaria oportunidad, de liderar esta revolución. Pueden disponer de recursos suficientes para llevarlo a cabo y deben buscar satisfacer las necesidades de la sociedad. En esta era digital en la que vivimos, el impulso de esta nueva digitalización se ha convertido en una verdadera necesidad.

En este contexto, las tecnologías del lenguaje se presentan no sólo como herramientas, sino como aliados estratégicos para que la Administración Pública pueda brindar servicios más eficientes, personalizados y accesibles, además de tratar de alinearlos con las diferentes directrices europeas y nacionales que se han ido planteando en la última década en esta línea. Pero no solo eso, estas tecnologías podrían permitir sobre todo aumentar la productividad de los funcionarios, trabajando menos y en tareas de mayor valor añadido, permitiendo aumentar su rendimiento y reduciendo los tiempos de espera que sufren los ciudadanos por la falta de recursos, fundamentalmente humanos. ¿Por qué no podemos trabajar menos y producir mucho más siendo más eficientes?

A continuación, exploraremos las posibilidades de aplicaciones concretas de estas tecnologías dentro de la Administración pública y cómo España, con su compromiso hacia una digitalización avanzada, podría llegar a ser pionera en este campo si se lo propone como objetivo y lo apoya con recursos suficientes.

Para empezar con las posibles aplicaciones, comenzaremos partiendo de las competencias principales asignadas a los profesiones TIC en la AGE, que podemos decir que están organizadas en tres grandes áreas: la dirección y gestión de proyectos y unidades relativos a los sistemas de información y las comunicaciones de las Administraciones Públicas; la mejora de los servicios públicos prestados a la ciudadanía, así como la mejora de la sociedad a través del buen uso de la tecnología; y la implantación de la administración digital y la gestión de la ciberseguridad de los organismos de la administración estatal española.

#### **4.1. Dirección y gestión de proyectos y unidades vinculados a los sistemas de información y las comunicaciones dentro de las Administraciones Públicas**

En este ámbito, las tecnologías del lenguaje están llamadas a transformar profundamente las operaciones cotidianas y la interacción entre personal y ciudadanos. Imaginemos un futuro cercano.

Comencemos con la **automatización de tareas rutinarias**. Imaginemos, por un momento, la cantidad enorme de documentos que a diario circulan por las oficinas de una Administración local o autonómica. La catalogación de estos documentos, que normalmente se realiza de forma manual, podría ser asistida por sistemas basados en modelos de lenguaje discriminativos. Por ejemplo, si el Departamento de Medioambiente de una Comunidad Autónoma recibe un documento relacionado con una regulación medioambiental, con ayuda de un modelo de lenguaje se podría reconocer el contenido, etiquetarlo y clasificarlo en la categoría correspondiente. Además, podrían generarse resúmenes ejecutivos de informes, haciendo que los responsables pudieran tener una primera idea del contenido en muy poco tiempo. Si a esto le añadimos la capacidad que hemos visto que tienen estos sistemas para responder a preguntas, más aún si se trata de preguntas frecuentes, nos encontramos ante una herramienta que no solo agilizaría, sino que también optimizaría la gestión documental en la Administración, pudiendo ofrecer además respuestas precisas y rápidas a consultas comunes del ciudadano.

Pensemos en otro posible escenario. Imaginemos una situación en la que llegaran numerosas solicitudes ciudadanas a la Administración de forma constante. Tradicionalmente, estas solicitudes serían revisadas y clasificadas manualmente por funcionarios; con la ayuda de modelos de lenguaje, una solicitud sobre, por ejemplo, una licencia de construcción podría ser automáticamente reconocida, clasificada y redirigida al departamento correspondiente. Además, estos sistemas podrían generar respuestas automáticas a consultas generales, como el estado de la solicitud, brindando así información al ciudadano en tiempo real y sin más intervención humana que la revisión final antes del envío de la comunicación.

Otro ejemplo. Una Administración local recibe cada semana cientos de propuestas de proyectos ciudadanos. En lugar de que un equipo de personas tenga que revisar y catalogar cada propuesta, un sistema basado en modelos de lenguaje podría analizar y asignar un grado de prioridad a la propuesta basado en una serie de criterios preestablecidos, como pueden ser la urgencia o la importancia del tema para esa Administración. Además, si un ciudadano envía una propuesta incompleta, el sistema podría identificar las omisiones y solicitarle automáticamente información adicional.

Pensemos también en un departamento que maneja licencias y permisos, y donde cada día podría recibir múltiples solicitudes. Un modelo de lenguaje po-

dría ser entrenado para revisar automáticamente la autenticidad y la validez de los documentos adjuntos, clasificando aquellos que están completos y aquellos que requieren información adicional. De igual forma, podría generar respuestas a las solicitudes más comunes, agilizando así la comunicación y reduciendo los tiempos de espera. Todo esto debería hacerse, lógicamente, siempre previa aprobación por parte de un responsable; pero ahora, en lugar de validar los documentos de manera repetitiva, tendría simplemente que validar, o no, la respuesta automática que ofrece el sistema.

Un último escenario en relación a la automatización de tareas: un departamento que gestiona subvenciones o becas, y que reciben cientos o miles de propuestas en un determinado corto periodo de tiempo. Un modelo de lenguaje podría estar entrenado para verificar la conformidad de estas propuestas con los requisitos establecidos por la convocatoria, clasificando rápidamente las propuestas válidas y señalando aquellas que no cumplen, al igual que en el caso anterior de las licencias y permisos. Asimismo, se podrían generar de forma automática correos de confirmación o requerimientos de corrección, estandarizando y acelerando el proceso. De nuevo, en este proceso automático sería necesaria la validación final por parte del experto, en este caso el funcionario que anteriormente hubiera estado haciendo estas tareas, pero es fácil imaginar que con estos sistemas se podrían reducir los tiempos respuesta de la Administración.

Podemos pensar también en la asistencia al trabajador por medio de **ayudantes virtuales**. En este caso, el papel de los modelos de lenguaje generativos puede resultar realmente revolucionario. Imaginemos un asistente virtual que no solo nos recuerde nuestras próximas reuniones o tareas pendientes, como hacen los asistentes que usamos muchos de nosotros en nuestro día a día, como el *Google Home* o el *Alexa* de Amazon, sino que también pueda analizar nuestros correos, sugiriendo además acciones o incluso redactando respuestas preliminares. Por ejemplo, si un departamento nos comunica la necesidad de convocarnos a una reunión, el asistente podría identificar la urgencia, proponernos fechas basándose en la disponibilidad que hayan manifestado los diferentes miembros del equipo en la conversación, y podría también proponernos una agenda preliminar. Otro escenario posible es el de resumir las actas de nuestras reuniones, pudiendo identificar, señalar y notificar los puntos más importantes a los que se ha llegado.

Imaginemos ahora que un asistente fuera capaz de revisar la legislación y reglamentos relacionados con una consulta específica de un ciudadano y ofrecer al petionario un resumen simplificado. ¿Deberíamos confiar en la corrección de este resumen automático? En primer lugar, podemos pensar que siempre se podría adjuntar la normativa de la que el sistema ha extraído el resumen, condicionando la validez de la respuesta automática a que no contradiga lo expuesto en el texto de la ley. En una gran mayoría de los casos, el resumen automático sería correcto, al tratarse de tareas que los modelos de lenguaje generativos realizan sorprendentemente bien, pero ningún proceso automático está exento de



errores. Y en este punto debemos pensar hasta qué punto hay que dar o no validez a la salida de estos sistemas.

En todos los ejemplos previos estamos proponiendo siempre una validación última por parte de un responsable. De este modo evitamos enviar al ciudadano respuestas incorrectas. Pues bien, además de suponer un filtro que evite errores, la validación del responsable serviría para ir mejorando las respuestas futuras de estos sistemas, de modo que éstos fueran aprendiendo de sus errores, cuando los cometieran, siguiendo una estrategia que se conoce dentro del aprendizaje automático como entrenamiento por refuerzo (del inglés, *Reinforced Learning*) (Du et al., 2023). El sistema no deja nunca de aprender, y más aún cuando falla en alguna de sus salidas y se lo marcamos. Así, si tenemos sistemas automáticos y validamos las respuestas que nos ofrecen, el sistema nos estará ayudando a reducir el tiempo que debemos dedicar a un proceso, y nosotros con nuestra validación estaremos mejorando el entrenamiento de nuestro asistente, lo que redundará en respuestas cada vez más precisas.

Otro ejemplo en esta línea sería que un funcionario estuviera revisando una normativa y necesitara información sobre un punto específico. El asistente virtual podría proporcionarle un resumen de la legislación aplicable sin que el funcionario tuviera que buscar directamente entre toda la documentación relacionada. Y el sistema podría marcar aquellas partes del texto de la normativa donde se indican los puntos relevantes del resumen para que éste pudiera validar o no dicho resumen. Esta validación entraría de nuevo en el proceso de entrenamiento por refuerzo del sistema.

Imaginemos ahora otro escenario donde un funcionario está preparando una reunión entre compañeros de un departamento o sección de un organismo público, y necesita resumir los últimos acuerdos alcanzados en un tema específico. En lugar de tener que revisar todos los informes y correos electrónicos relativos al tema, podría solicitar al asistente virtual que compilara los datos más recientes, y éste podría proporcionar un resumen estructurado basado en la información analizada. En este caso el resumen sería validado inmediatamente por el funcionario, introduciendo de nuevo la validación de la respuesta del sistema en el proceso de entrenamiento por refuerzo del sistema, y permitiendo que estos resúmenes fueran cada vez mejores y más precisos a futuro.

Un último ejemplo. Un empleado público podría tener que preparar una presentación para su departamento. En lugar de revisar manualmente las leyes, directrices y reglamentos, podría pedir a un asistente virtual que recopilara y sintetizara la información clave a partir de documentación que le proporcionara, obteniendo así un resumen contextualizado listo para su presentación.

Otro campo en el que estas tecnologías tienen un encaje claro es el de la **monitorización de proyectos** dentro de la Administración, donde la capacidad analítica de estas tecnologías puede resultar de gran utilidad si se aplican adecuadamente. Pensemos en un proyecto con diferentes equipos de trabajo comu-



nicándose entre sí a través de plataformas de trabajo colaborativo. Aplicando técnicas de análisis de texto a los informes, un sistema podría aplicar métricas que permitieran ofrecer una visión general sobre el avance real del proyecto y posibles desviaciones en la planificación inicial del proyecto.

Otro escenario ideal sería el de varios miembros de un departamento de informática trabajando en la implementación de una nueva plataforma digital para la Administración. Un sistema basado en modelos de lenguaje podría analizar los documentos compartidos en la plataforma de gestión del proyecto, identificando posibles cuellos de botella o problemas recurrentes no resueltos. Si varias personas informaran en estos documentos sobre problemas con una determinada herramienta, el sistema podría detectarlo y crear un informe, permitiendo a los responsables afrontar el problema rápidamente.

Otra situación similar sería aquella en la que un equipo de trabajo está llevando a cabo proyectos de infraestructura en una ciudad. Un sistema automático podría analizar las comunicaciones con las contratistas, identificar si hay retrasos en determinadas zonas, y luego realizar estudios de correlación con factores externos conocidos, como eventos, fiestas o situaciones climáticas reportadas por la AEMET. De esta manera, al final podría llegarse a una interpretación más realista de las causas de los retrasos y trabajar así en futuras soluciones más eficaces.

Imaginemos ahora una Administración que supervise programas educativos en distintas zonas de una Comunidad Autónoma. Podrían aplicarse técnicas de análisis de sentimiento o gestión de la reputación, analizando las opiniones de educadores, padres y estudiantes contenidas en redes sociales, identificando aquellas áreas donde la aplicación de los programas se considere un éxito o detectando problemas recurrentes. Esto permitiría que los responsables pudieran recibir informes concretos y actualizados sobre el estado real de los programas y pudieran actuar ante cualquier inquietud o problema. Por último, podemos pensar también en un caso en el que un departamento supervisara proyectos de infraestructura en diferentes localidades. Utilizando análisis de texto, los modelos de lenguaje podrían explorar los informes de inspección y mantenimiento, identificando patrones y alertando sobre posibles problemas que pudieran requerir una atención inmediata.

#### **4.2. Mejora de los servicios públicos prestados a la ciudadanía y la mejora de la sociedad a través del buen uso de la Tecnología**

Otro ámbito de aplicación es la mejora de los servicios públicos y de la sociedad a través del buen uso de la Tecnología, donde podemos imaginar diferentes situaciones en las que un asistente conversacional podría resultar de gran ayuda.

En el contexto de la **atención al ciudadano**, imaginemos a una persona buscando información sobre ayudas en la web de una Administración. En lugar

de navegar por un complejo portal web, un *chatbot* podría guiarla de manera interactiva, mostrando en tiempo real los beneficios para los que sería elegible y ofreciendo la lista de documentos que necesitaría presentar.

Otro caso parecido sería el de un ciudadano que quisiera poner una reclamación a un servicio público; en este caso, un *chatbot* podría proporcionarle un formulario interactivo para recoger toda la información necesaria para formular su queja e indicarle un número de seguimiento en ese mismo momento.

Supongamos ahora un inmigrante recién llegado a España que necesita información sobre su proceso de regularización. En lugar de atravesar un laberinto burocrático, un *chatbot* podría ofrecerle una lista paso a paso, con enlaces relevantes, y responder a sus todas sus dudas en tiempo real. Otro ejemplo podría ser el de un ciudadano que busca información sobre regulaciones medioambientales en su localidad. Un asistente virtual podría orientarle, explicándole la legislación vigente y, si fuera necesario, ayudarle a presentar cualquier solicitud pertinente.

En cuanto a la **Personalización de Servicios**, pensemos en una persona mayor que vive sola y necesitara servicios de salud y asistencia a domicilio. A través del análisis de sus interacciones previas con la Administración, un sistema basado en un modelo de lenguaje generativo podría identificar sus necesidades, recomendando programas o servicios específicos. Otro caso similar a este sería el de una persona que busca establecer un negocio en una determinada zona. El sistema podría anticipar los requisitos de licencia, incentivos fiscales y oportunidades de financiación adaptados a su sector y localidad.

Un ejemplo más podría ser el de una familia que busca opciones de vivienda asequible. A través del análisis de datos contenidos en el sistema, y de sus interacciones previas con la Administración, un sistema inteligente podría sugerir zonas adecuadas, programas de ayuda y presentar una comparativa adaptada a sus necesidades y capacidades económicas.

En el dominio de la **educación y formación** se abren numerosas posibilidades. Podemos imaginar a un estudiante interesado en el estudio de la época determinada de la historia de España. A través de una plataforma de educación online, podría interactuar con un modelo generativo que emulara una conversación con un historiador experto en esa época, proporcionando información detallada y respuestas adaptadas a sus preguntas. Incluso, para aquellos que desearan profundizar más determinados temas, podrían simularse debates y discusiones con personajes emblemáticos de la historia de España.

Imaginemos un estudiante que quiere profundizar sobre el tema de las energías renovables. A través de una plataforma educativa podría interactuar con un modelo generativo que emulara diálogos con expertos en energía sostenible, obteniendo respuestas detalladas a sus dudas y ejemplos prácticos. O una persona que necesitara formarse en un nuevo campo; en este caso podría recibir, con la ayuda de un asistente virtual, recomendaciones de cursos, materiales e interactuar en

tiempo real con tutores virtuales especializados. Lógicamente, según sube el nivel de estudios estas propuestas van perdiendo sentido, pero a niveles de enseñanza primaria y secundaria podrían completar otras metodologías didácticas.

En una situación diferente, un estudiante con dificultades de aprendizaje podría recibir material educativo adaptado a su ritmo, con un asistente virtual que le aclarara sus dudas de manera instantánea. Solo nos limita nuestra propia imaginación.

### **4.3. Implantación de la Administración digital en España y la gestión de la ciberseguridad de los organismos de la Administración estatal española**

Con relación a la implantación de la Administración digital y la gestión de la ciberseguridad, las tecnologías del lenguaje podrían también desempeñar un papel crítico.

En cuanto a la **detección de amenazas**, estos modelos podrían monitorizar comunicaciones en redes sociales de la Administración, detectando intenciones maliciosas hacia sistemas o funcionarios públicos. También podría detectarse terminología técnica sospechosa que no fuera fácilmente reconocible por alguien no experto en ciberseguridad. Otra opción podría ser simular intentos de intrusión o fallos técnicos para verificar la capacidad de respuesta del sistema ante estos incidentes. Se construirían narrativas de eventos de ciberseguridad. Estos escenarios serían ficticios, pero basados en tácticas y técnicas reales, y ayudarían a formar equipos de respuesta rápida dentro de la Administración, permitiéndoles practicar reacciones ante hipotéticos ciberataques. Podrían diseñarse sistemas que, imitando patrones de tráfico web malicioso, evaluaran la robustez de las infraestructuras digitales de la Administración.

Por el lado de las **simulaciones y pruebas**, pensemos en un organismo que deseara testear lo robusto que es un nuevo portal de servicios al ciudadano. Un modelo generativo podría emular a miles de usuarios accediendo simultáneamente, con diferentes patrones de comportamiento, realizando consultas, y poder evaluar así la respuesta del sistema ante una demanda extraordinariamente alta.

En el ámbito de la **formación y concienciación**, podríamos pensar en un programa de formación para funcionarios, donde a través de diferentes escenarios generados por modelos de lenguaje, los participantes se enfrentarían a intentos de ataques de ingeniería social, como hacerse pasar por un compañero de trabajo o una persona con autoridad para conseguir información, técnicas de *phishing*, etc. También podría diseñarse un curso interactivo que se adaptara en tiempo real a las respuestas de un usuario, proporcionándole un aprendizaje más personalizado y efectivo sobre cómo proteger la información y sus recursos digitales.

Una última posible aplicación de estas tecnologías en este ámbito serían los *chatbots* formadores, contruidos sobre modelos de lenguaje que permitieran

interactuar en tiempo real con empleados de la Administración. Estos *chatbots* podrían simular interacciones inocentes o intentos serios de *phishing*, permitiendo capacitar a personal funcionario para reconocer y actuar ante este tipo de amenazas. Asimismo, a través de sistemas interactivos, podríamos tener «historias» generadas en tiempo real donde se pudiera decidir cómo actuar ante una posible brecha de seguridad, y donde el sistema respondiera adaptando la narrativa según las decisiones tomadas.

#### **4.4. Elaboración de pliegos y el control de acuerdos a nivel de servicios**

En el contexto de las comunicaciones, y particularmente en la elaboración de pliegos y el control de acuerdos SLA (del inglés, *Service Level Agreements*), acuerdos escritos entre un proveedor de servicio y su cliente con objeto de fijar el nivel acordado para la calidad de dicho servicio, las tecnologías del lenguaje pueden tener interesantes aplicaciones.

Por poner algunos ejemplos, en cuanto a su **revisión y validación**, una aplicación basada en modelos discriminativos podría detectar y alertar sobre posibles omisiones en los pliegos. Si un pliego está destinado a un proyecto técnico y no se mencionan especificaciones clave, el modelo podría señalar esa omisión. Además, podría comparar el contenido con pliegos similares anteriores para garantizar que no haya desviaciones injustificadas. Los modelos discriminativos podrían ser entrenados también para comparar el contenido con una base de datos de legislación y normativas vigentes. Esto garantizaría que el pliego cumpliera con todas las disposiciones legales y reglamentarias, señalando posibles áreas de conflicto o contradicción.

En relación con procesos que involucren **traducción automática**, más allá de la simple traducción en sí, los modelos de lenguaje podrían adaptar pliegos a las particularidades culturales y lingüísticas de diferentes regiones; pensando por ejemplo en las diferentes variedades del español en el mundo y los contratos que pudiera realizar la Administración con actores en todo el mundo hispanohablante. Si un pliego se está preparando para una Comunidad Autónoma específica, o un país de habla hispana, el modelo podría adaptar ciertos términos o frases para que resultaran más comprensibles en cada contexto. Imaginemos también un escenario donde se licitara un proyecto de carácter internacional y se requiriera que el pliego estuviera disponible en varios idiomas. Los modelos de lenguaje no solo serían capaces de traducir el contenido, sino que podría identificar y adaptar términos técnicos o específicos de la industria a la terminología estándar utilizada en otros países.

Se podría pensar además en aplicar estas tecnologías en procesos de **automatización y estandarización**; por ejemplo, usar los modelos generativos para producir respuestas a preguntas frecuentes o aclaraciones estándar que suelen

solicitarse durante un proceso de licitación. Esto no solo ahorraría tiempo de personal, sino que también permitiría asegurar que las respuestas resultaran consistentes a lo largo de diferentes licitaciones. También se podrían aplicar estos modelos en el desarrollo de plantillas para la creación de los pliegos, de modo que, por ejemplo, a medida que se introdujera información específica del proyecto o licitación, el modelo generara automáticamente las secciones correspondientes, adaptando el contenido a los requerimientos particulares y alineándolo con estándares preestablecidos.

#### 4.5. Gobierno del Dato (*Data Governance*)

El personal TIC de la AGE tiene una parte de sus competencias relativas a lo que se conoce como gobierno del dato, donde se encargan de la gestión, almacenamiento y análisis de la información durante todo su ciclo de vida, desde su adquisición hasta su eliminación, pasando por su uso.

En este campo claramente pueden aplicarse aplicaciones basadas en tecnologías del lenguaje, aunque algunas propuestas ya han sido planteadas anteriormente, como la posibilidad de clasificar y catalogar automáticamente grandes volúmenes de datos textuales según su contenido, relevancia y contexto, o identificar y resaltar información sensible o confidencial en documentos. La posibilidad de resumir textos o extraer información clave de documentos también se ha planteado anteriormente, en particular cuando revisamos las tareas relacionadas con la monitorización de proyectos. El análisis de textos para detectar sentimientos o tendencias u problemas comunes también ha surgido ya, así como la detección de anomalías en textos o patrones de comunicación, pudiendo resultar útil para identificar posibles fraudes, errores o actividades sospechosas.

En este punto es importante pararse a reflexionar acerca de los límites éticos en la aplicación de estas tecnologías, porque una cosa es que algo pueda hacerse con ayuda de las tecnologías del lenguaje, y otra cosa es que queramos hacerlo o que al hacerlo se pueda estar vulnerando la privacidad de un funcionario o un ciudadano. La intención en este artículo no es otra que mostrar las diferentes posibilidades de aplicación de estos sistemas, y sobre todo mostrar la enorme capacidad que tienen, porque si somos conscientes de todo lo que se puede hacer con ellos, estaremos también más protegidos ante posibles vulneraciones de nuestra intimidad. Se ha tenido cuidado en no plantear aplicaciones donde se realizara un análisis textual sobre correos privados o información personal, pero hay que ser conscientes de la existencia de esta posibilidad si esta tecnología cae en malas manos.

Otras aplicaciones en el contexto del gobierno del dato no vistas hasta ahora podrían ser, por ejemplo, las **búsquedas inteligentes**, integrando modelos de lenguaje con sistemas de recuperación de información (lo que conocemos como buscadores) que permitieran realizar búsquedas avanzadas, donde los usuarios no solo pudieran hacerlo por palabras clave, sino también a nivel semántico,

mejorando la eficiencia y precisión de las consultas. Otra posibilidad sería combinar estas tecnologías con herramientas de visualización de datos, permitiendo generar gráficos, mapas de calor u otras representaciones visuales basadas en el análisis textual, facilitando así el estudio de la información y la posterior toma de decisiones basadas en los datos.

#### **4.6. Traducción y Simplificación de Lenguaje Jurídico**

Otro ámbito muy interesante de aplicación es el lenguaje jurídico, que aun siendo preciso, a menudo puede resultar complejo para el ciudadano medio. En este contexto, las tecnologías del lenguaje se presentan como herramientas muy adecuadas para tratar de mejorar la experiencia del ciudadano al interactuar con este tipo de textos.

El Ministerio de Justicia de España, consciente de la necesidad de hacer el lenguaje jurídico más accesible, impulsó en septiembre de 2022 la creación de una *Comisión para la claridad y modernización del lenguaje jurídico*<sup>11</sup>. Esta comisión se concibió a raíz de un protocolo general de colaboración firmado en marzo de 2021 por instituciones como el propio Ministerio de Justicia, el Tribunal Supremo, la Real Academia Española, o la Real Academia de Jurisprudencia y Legislación de España, entre otros, demostrando un evidente compromiso interinstitucional para abordar este desafío.

La creación de esta comisión no solo responde a una necesidad presente, sino que supone una acción a futuro, integrándose en el marco del plan *Justicia 2030*, cuyo objetivo es transformar el Servicio Público de Justicia, haciendo énfasis en su accesibilidad y eficiencia. Este esfuerzo evidencia, por tanto, el compromiso de la Administración en proporcionar un acceso más comprensible y directo a la justicia, y por ende, consolidando la cohesión y sostenibilidad del sistema jurídico español; en este contexto, la aplicación de las tecnologías del lenguaje debería ser casi obligada.

Un ejemplo práctico de esta aplicación sería la implementación de sistemas de **paráfrasis**. Por ejemplo, que al procesar un contrato de arrendamiento pudieran reescribir automáticamente las cláusulas en un lenguaje sencillo. Así, por ejemplo, una cláusula que estableciera «El arrendatario se compromete a no subarrendar el inmueble sin el consentimiento expreso del arrendador» podría ser parafraseada como «El inquilino no puede alquilar la casa a otra persona sin preguntar al dueño primero». Aunque el lenguaje resultante es más sencillo, mantiene la idea fundamental de la cláusula.

Otro ejemplo sería el desarrollo de **plataformas de contextualización**. A través de un sistema que empleara tecnologías del lenguaje, al leer una senten-

---

<sup>11</sup> [https://www.boe.es/diario\\_boe/txt.php?id=BOE-A-2022-15501](https://www.boe.es/diario_boe/txt.php?id=BOE-A-2022-15501)

cia como «El acusado fue exonerado por falta de pruebas», el sistema podría proporcionar una contextualización adicional, diciendo «Esto significa que no había suficientes evidencias para probar que el acusado cometió el delito». Otra aplicación podría ser la integración de asistentes de consulta en tiempo real en páginas web de la Administración con contenido legal. Al enfrentarse con un término desconocido como «fideicomiso», el ciudadano podría escribir una pregunta en un chat integrado, preguntando: «¿Qué es un fideicomiso?», y recibir una respuesta automática generada por un modelo de lenguaje que le aclarara «Un fideicomiso es un acuerdo donde una persona confía sus bienes a otra para que los administre por un tiempo».

Otro ámbito de aplicación más podría ser la creación de tutoriales guiados en plataformas online. Por ejemplo, cuando alguien está intentando comprender un testamento o una directiva legal, la plataforma podría guiar al usuario paso a paso, usando estas tecnologías para desglosar y explicar cada sección en términos sencillos. Si un testamento mencionara «ceder derechos de herencia», el tutorial podría automáticamente explicar: «Esto se refiere al proceso de darle a alguien el derecho de recibir propiedades o activos después de tu fallecimiento».

Otra posible aplicación para simplificar el lenguaje jurídico serían los **glosarios dinámicos**. Imaginemos una aplicación web de la Administración que contuviera una serie de normativas y reglamentos. Al encontrarse el ciudadano con términos técnicos como «usufructo» o «prevaricación», podría pasar el cursor sobre ellos y recibir una explicación breve y directa de su significado. Así, al pasar el cursor sobre «usufructo», aparecería una nota que mostraría el texto: «Derecho de usar algo que es de otra persona, sin dañarlo o gastarlo».

Otra opción sería facilitar la generación de versiones interactivas de documentos legales. Supongamos que un ciudadano está revisando un contrato de arrendamiento en un portal de la Administración. En lugar de un texto estático, podría haber botones junto a cada cláusula que, al ser presionados, proporcionarían explicaciones simplificadas o ejemplos prácticos; por ejemplo, junto a una cláusula sobre el «depósito de garantía», podría haber un botón que, al pulsarse, mostrara «Esto es una cantidad pagada al inicio, que se devuelve al finalizar el contrato si no hay daños en la propiedad».

Un ejemplo similar sería el desarrollo de *plugins* para navegadores, entendidos como pequeños programas que amplían las funciones de las aplicaciones web. Al activarse, estos programas transformarían el contenido legal de una página en una versión más simplificada. Cuando un usuario estuviera leyendo sobre «litigios civiles», el plugin podría proporcionar una traducción al margen que dijera: «Esto se refiere a disputas legales entre individuos o entidades sobre derechos y responsabilidades no penales». En este sentido es muy interesante el sistema arText<sup>12</sup>, un

---

<sup>12</sup> <http://sistema-artext.com/>



redactor asistido para el español que ayuda a escribir textos de ámbitos especializados y textos en lenguaje claro.

También podrían emplearse en sistemas de respuesta automática para el contexto de consultas legales. Imaginemos que un ciudadano tiene una duda sobre «obligaciones del locatario» en un contrato de arrendamiento. Podría escribir su pregunta en un formulario y recibir una respuesta generada por el sistema que le aclarara: «Las obligaciones del locatario se refieren a las responsabilidades que la persona que alquila (el locatario) tiene durante el periodo de alquiler, como pagar la renta a tiempo o mantener la propiedad en buen estado».

La **generación automática de resúmenes** puede ser especialmente útil también en un contexto en el que un ciudadano se enfrente a documentos legales extensos. Tomemos, por ejemplo, una sentencia judicial de varias páginas. Un modelo de lenguaje podría procesarla y ofrecer una versión resumida que indicara cuáles son los puntos principales, las partes involucradas, el fallo y las razones detrás de la decisión. Así, en lugar de tener que leer cincuenta páginas, el ciudadano tendría una versión de 2 o 3 páginas con la información esencial. Estas herramientas no solo harían que la información fuera más accesible, sino que también permitiría que la Administración pública operara de una forma más transparente.

#### **4.7. El espacio digital europeo**

Para terminar con el repaso de los posibles contextos de aplicación de las tecnologías del lenguaje en el ámbito de las AAPP, hay que nombrar el Espacio Digital Europeo (en inglés, *European Data Space*), que busca establecer un flujo continuo de datos entre las diferentes economías y sectores dentro del espacio común europeo.

Una de las prioridades para alcanzar este objetivo es superar las barreras lingüísticas, y aquí es donde estas tecnologías basadas en los nuevos modelos de lenguaje pueden tener un protagonismo esencial. Se necesitará traducir automáticamente documentos y comunicaciones, facilitando así la cooperación entre países, lo que permitirá mejorar la colaboración entre instituciones y, por qué no, hacerlo también a través de la ejecución conjunta de proyectos que involuquen a la IA y al PLN.

La **normalización de datos** es otro reto en la integración digital europea. Dado que los datos provienen de diferentes fuentes y formatos, es crucial homogeneizarlos. Aplicar modelos de lenguaje permitiría procesarlos y analizarlos, identificando patrones y correlaciones. Por ejemplo, se podrían tratar de integrar los datos de los diferentes sistemas de salud de cada uno de los países en un sistema unificado, lo que permitiría una colaboración más eficaz entre todos los estados miembros en materia de asistencia sanitaria.

## 5. CONCLUSIONES

El objetivo de este artículo ha sido tratar de arrojar luz sobre la realidad emergente que supone la Inteligencia Artificial aplicada al lenguaje y su aplicación en el ámbito de las Administraciones Públicas. Hemos empezado tratando de comprender cómo las máquinas modelan el lenguaje humano a través de las diferentes etapas en el desarrollo y evolución de la lingüística computacional, que ha avanzado desde unos inicios donde el modelado se hacía mediante gramáticas y reglas, hasta la actualidad, una era dominada por las redes neuronales. Hemos visto que el auténtico cambio se ha producido con el mecanismo de autoaprendizaje, eliminando la dependencia de los entrenamientos de las colecciones anotadas, para poder así llegar a la construcción de potentes modelos de lenguaje que tenemos hoy en día.

El camino hacia esta nueva realidad de las tecnologías del lenguaje se ha visto impulsado en gran medida por dos factores cruciales: un aumento sustancial en la cantidad de datos disponibles y un incremento en paralelo en la capacidad de cómputo. Tras mostrar los conceptos básicos que hay detrás de los modelos de lenguaje discriminativos y generativos, pusimos el foco en desglosar propuestas relativas a cómo estas tecnologías se podrían integrar en el entorno de las AAPP, avisando también de los posibles riesgos que conllevaría un mal uso.

Hemos visto cómo, en la gestión de proyectos dentro de las AAPP, las tecnologías del lenguaje pueden resultar muy útiles para mejorar la comunicación interdepartamental, optimizar la asignación de recursos o facilitar la toma de decisiones basada en datos. En términos de mejora de los servicios públicos, la integración de estas tecnologías puede conducir a interacciones más fluidas y transparentes con los ciudadanos, respuestas automatizadas a consultas y una comprensión más profunda de las necesidades del ciudadano.

Al poner el foco en la implantación de la Administración digital y la gestión de la ciberseguridad, hemos mostrado que las tecnologías del lenguaje ofrecen oportunidades para automatizar procesos, detectar irregularidades y fortalecer las defensas contra posibles amenazas. La elaboración de pliegos y el control de acuerdos a nivel de servicios pueden proporcionar un contexto en el que poder realizar análisis detallados, garantizar coherencia y ofrecer unas bases firmes para la toma de decisiones.

El Gobierno del Dato puede beneficiarse también enormemente de la estandarización, la integración y el análisis de grandes conjuntos de datos, mientras que en el ámbito del lenguaje jurídico, la simplificación, la traducción y la claridad se convierten en atributos alcanzables con la ayuda de estas tecnologías.

Concluimos destacando de nuevo las enormes posibilidades que estas tecnologías del lenguaje ofrecen para las AAPP, considerándolas como tecnologías transformadoras. La integración estratégica de estas herramientas puede tener el potencial de renovar y fortalecer la relación entre la Administración y el ciudadano, marcando así un nuevo paso en la evolución del servicio público.

## **6. BIBLIOGRAFÍA**

- Brown, Tom B., Mann, Ben, Ryder, Nick, et al. (2020): «Language models are few-shot learners».
- de la Rosa, Jordi, Ponferrada, Esteban G., Villegas, Pablo, et al. (2022): «Bertin: Efficient pre-training of a spanish language model using perplexity sampling».
- Devlin, Jacob, Chang, Ming-Wei, Lee, Kenton, et al. (2018): «BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding», CoRR, abs/1810.04805.
- Du, Heng, Zhang, Rui, Liu, Yang, et al. (2023): «Beyond deep reinforcement learning: A tutorial on generative diffusion models in network optimization».
- Fuchs, Catherine y Victorri, Bernard (1994): «Continuity in Linguistic Semantics», *Linguisticae investigationes*, J. Benjamins.
- Hebb, Donald O. (1949): *The organization of behavior: A neuropsychological theory*, Nueva York: Wiley.
- Hupkes, Dieuwke, Dankers, Verna, Mul, Mathijs, et al. (2020): «Compositionality decomposed: How do neural networks generalise?», *Journal of Artificial Intelligence Research*, 67, 757–795.
- Kim, Nancy y Linzen, Tal (2020): «Cogs: A compositional generalization challenge based on semantic interpretation».
- Lake, Brenden M. y Baroni, Marco (2018): «Generalization without systematicity: On the compositional skills of sequence-to-sequence recurrent networks».
- Linzen, Tal, Dupoux, Emmanuel y Goldberg, Yoav (2016): «Assessing the ability of LSTMs to learn syntax-sensitive dependencies», *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 4, 521–535.
- Liu, Yinhan, Ott, Myle, Goyal, Naman, et al. (2019): «Roberta: A robustly optimized BERT pretraining approach».
- Mikolov, Tomas, Chen, Kai, Corrado, Greg, et al. (2013): «Efficient estimation of word representations in vector space», CoRR, abs/1301.3781.
- Mitchell, Tom M. (1997): *Machine learning*, Nueva York: McGraw-hill.
- OpenAI (2023): «Gpt-4 technical report».
- Pires, Telmo, Schlinger, Eva y Garrette, Dan (2019): «How multilingual is multilingual bert?», CoRR, abs/1906.01502.
- Rosenblatt, Frank (1958): «The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain», *Psychological Review*, 65 (6), 386–408.
- Vaswani, Ashish, Shazeer, Noam, Parmar, Niki, et al. (2017): «Attention is all you need», CoRR, abs/1706.03762.
- Wei, Jason, Tay, Yi, Bommasani, Rishi, et al. (2022): «Emergent abilities of large language models», *Transactions on Machine Learning Research*. Survey Certification.

