

El uso de la IA generativa en la contratación pública para detectar prácticas irregulares

Enrique J. Benítez Palma

Economista

Investigador Ins. Univ. de Investigación Ortega y Marañón

Ex-consejero de la Cámara de Cuentas de Andalucía

Manuel J. García Rodríguez

Doctor Ingeniero

Investigador Universidad de Oviedo

Ingeniero de datos en NTT Data

Revista Auditoría Pública nº 83

junio 2024. Páginas: 83-92

Resumen: Tras la primera ola de aplicación de herramientas basadas en la Inteligencia Artificial (IA) para detectar y combatir el fraude y la corrupción, la explosión de la IA generativa y la utilización de nuevas técnicas que mejoran la exactitud y confiabilidad de estos modelos están obligando a las instituciones que velan por el buen uso de los fondos públicos a actualizarse, en todo el mundo. A partir de un ejemplo real que permitiría la detección de irregularidades por colusión en un procedimiento de contratación pública, los autores analizan la bibliografía académica más reciente, y aportan posibles casos de uso en la auditoría pública, el control presupuestario o la mejora de la contratación pública.

Palabras Clave: Inteligencia Artificial, corrupción, contratación pública, colusión, control externo.

Abstract: After the first wave of application of tools based on Artificial Intelligence to detect and combat fraud and corruption, the explosion of Generative AI and the use of new techniques that improve the accuracy and reliability of these models are forcing institutions to ensure the proper use of public funds to be updated, throughout the world. Starting from a real example that would allow the detection of irregularities due to collusion in a public procurement procedure, the authors analyze the most recent academic literature, and provide possible use cases in public audit, budget control or the improvement of public procurement.

Keywords: Artificial Intelligence, corruption, public procurement, collusion, external control.

1. La Inteligencia Artificial y la lucha contra el fraude y la corrupción: un primer análisis de la literatura existente.

El uso de herramientas basadas en la Inteligencia Artificial para detectar fraude y corrupción no es nuevo. De hecho, existe una expresión, el acrónimo AI-ACT (*Artificial Intelligence – Anti Corruption Tools*) para definir y agrupar a las herramientas anticorrupción basadas en la inteligencia artificial (Köbis, Starke y Rahwan, 2021). Ya en una fecha tan temprana como 2018, una investigación sobre la contratación pública en Colombia, realizada a partir de datos públicos, llegó a la conclusión de que “la transparencia es crucial para frenar la corrupción, el despilfarrado de recursos públicos y la ineficacia. Las plataformas web para registrar y notificar transacciones públicas se han popularizado tanto en los países desarrollados como en los que están en vías de desarrollo, permitiendo a los gobiernos, a través de las agencias anticorrupción, así como a las organizaciones de vigilancia y a la sociedad civil, utilizar esta información para vigilar y prevenir los delitos. La combinación de más y mejor información, mayor capacidad de computación, así como la consolidación de técnicas estadísticas tradicionales y novedosas para analizar estos datos, representan un escenario único para luchar contra la corrupción utilizando las herramientas de la llamada revolución “big data” (Gallego, Rivero y Martínez, 2018, pp. 26-28).

Las conclusiones de este trabajo pionero y revelador ponían de manifiesto no sólo las limitaciones de los algoritmos y de los datos utilizados, sino también que los funcionarios y empleados públicos defraudadores no se comportan como entidades estáticas, sino que van aprendiendo a medida que pasa el tiempo, al igual que lo hacen los algoritmos de aprendizaje automático (Machine Learning, ML). Además, los datos obtenidos señalaban algunos indicios relacionados con un mayor riesgo de fraude: la proximidad de elecciones en el momento de la licitación, o el ajuste del ciclo del contrato al ciclo político de la administración pública contratante. Con todas las limitaciones ya advertidas, llama la atención que en 2018 y en un país como Colombia –que se incorporó a la OCDE en abril de 2020– se realizaran estos innovadores trabajos a partir de bases de datos públicas de contratación administrativa, y gracias al esfuerzo de tres investigadores procedentes de distintas instituciones.

Unos meses más tarde, un ecléctico documento del noruego Chr. Michelsen Institute (CMI) sintetizaba algunos esfuerzos puntuales en la aplicación de la IA a la detección del fraude y la lucha contra la corrupción, con mención especial a la experiencia ucraniana de Prozorro y Dozorro, que involucraba a la sociedad civil, y que todo parece indicar que se ha visto interrumpida por la inva-

sión rusa del país eslavo. Junto a diversas conclusiones bastante discutibles, sin embargo ya se apuntaba en la buena dirección al señalar que la capacidad de las aplicaciones de IA para trabajar con grandes conjuntos de datos hacía posible revelar o incluso predecir la corrupción o el fraude que antes eran casi o totalmente imposibles de detectar; también, aunque sea obvio decirlo a estas alturas, que la digitalización es un requisito previo para el despliegue de la IA en la lucha contra la corrupción, y, sobre todo, que “la IA no resuelve la corrupción por sí sola, por muy eficaz que pueda ser para predecir o revelar mala conducta o abusos” (Aarvik, 2019, p.32).

La literatura académica sobre las ventajas y riesgos del uso de IA para la lucha contra el fraude y la corrupción es cada vez más abundante y llamativa (Torres Berro et alia, 2020; Nurkey et alia, 2022; Nai et alia, 2022; Starke et alia, 2023). Uno de los principales expertos europeos, el húngaro Mihály Fazekas, aporta un punto de vista muy relevante a la hora de apostar con fe ciega por este tipo de herramientas tecnológicas para detectar casos de fraude y corrupción: “las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) tienden a ser más eficaces contra la corrupción de bajo nivel o menor, mientras que sus efectos sobre la gran corrupción son a menudo insignificantes debido a que las élites corruptas bloquean la reforma anticorrupción. Por consiguiente, para que las reformas anticorrupción basadas en las TIC tengan éxito, es necesario aclarar los mecanismos y mediciones en las que se basa el impacto anticorrupción esperado, así como desarrollar una definición específica del comportamiento corrupto que se pretende combatir en su contexto sectorial” (Adam y Fazekas, 2021, p.12).

En este sentido, y continuando con los posibles riesgos derivados de la aplicación de herramientas de carácter tecnológico y basadas en la IA para estos menesteres, otra de las cuestiones señaladas tiene que ver con el concepto de “externalización de la responsabilidad” (*outsourcing responsibility*) asociado al escaso conocimiento interno en el sector público del uso de este tipo de soluciones, que se acaban encargando a proveedores externos, a los que se traspasa desde el diseño de la herramienta hasta el tratamiento de los datos que maneja la propia administración pública. Un ejemplo concreto es, precisamente, la experiencia comentada de Dozorro en Ucrania, que demostró que “el riesgo de privatizar la acción institucional pública es indirecto y dependiente del diseño y uso de algoritmos de *Machine Learning* (ML) en el sector público (...). El proceso de diseño de Dozorro incluyó una muy activa participación de agencias gubernamentales y la sociedad civil. Este caso sugiere que la justificación para integrar la IA en la lucha contra la corrupción en las instituciones públicas es posible pero condicional. Está condicionada a encontrar formas de llevar a cabo esta innovación de manera que no libere a

los cargos públicos de su compromiso directo de luchar contra la corrupción, comprometiéndose de forma crítica con el uso que hacen los demás de su poder” (Ceva y Jiménez, 2022, p.11). En resumen, el diseño de herramientas cuyo manejo y control corresponde a un tercero, actor ajeno a la administración pública, no debe llevar a los empleados y funcionarios públicos a desentenderse del día a día de la lucha contra el fraude y la corrupción, al externalizarse las herramientas y con ellas los procedimientos y el liderazgo.

Otra experiencia que merece la pena ser considerada es la de Brasil. Una investigación académica reciente sobre 31 herramientas basadas en el uso de la IA para atajar la corrupción ha concluido que “en Brasil, la tecnología anticorrupción basada en IA ha sido adaptada por funcionarios expertos en tecnología que trabajan para las fuerzas del orden y por ciudadanos preocupados con conocimientos tecnológicos adecuados para hacerse cargo de las tareas clave de extraer y cotejar grandes conjuntos de datos, con el objetivo de vigilar identificar, informar y predecir riesgos y señalar sospechas relacionadas con claros casos ilícitos casos. El objetivo es la corrupción en funciones gubernamentales clave, principalmente el gasto público” (Odilla, 2023, p. 353)¹. De esta manera, mientras que la mayoría de las herramientas gubernamentales siguen careciendo de transparencia, las iniciativas ascendentes (*bottom-up*, es decir, protagonizadas por la sociedad civil y la ciudadanía) luchan por ampliar su alcance debido a la gran dependencia y al acceso limitado a los datos abiertos. También se ha observado un bajo nivel de preocupación relacionado con los sesgos, un asunto de importancia dado que esta nueva tecnología se considera un apoyo a la acción humana, y no un sustituto del factor humano.

En definitiva, y para concluir esta primera parte, podemos destacar que la investigación académica demuestra que la IA puede resultar útil como herramienta preventiva en la lucha contra la corrupción y como herramienta de detección de conductas indebidas. Como herramienta preventiva, la IA puede predecir patrones de corrupción con exactitud. Un ejemplo es el caso de Colombia reseñado. Siguiendo a Gerli (2024), también se conocen ejemplos en los que se ha utilizado un enfoque de red neuronal para desarrollar un sistema de alerta temprana para predecir la corrupción utilizando factores políticos y económicos (por ejemplo, el crecimiento económico,

los ciclos electorales o la resistencia de los partidos políticos). Estudios recientes también han demostrado que el aprendizaje automático puede predecir con éxito conflictos de interés en la contratación pública y comportamientos de cártel. Como herramienta de investigación, la IA puede detectar anomalías que son síntomas de corrupción y fenómenos relacionados. Aunque en un principio sólo se utilizaba para detectar fraudes, los estudiosos han ido aplicando cada vez más la IA-ACT en la contratación pública. En este sentido, y como veremos a continuación, los modelos de Machine Learning (ML) pueden detectar con éxito interacciones colusorias, así como otras señales de alarma de corrupción.

2. El impacto de la AI generativa en la contratación pública.

La IA generativa es una rama de la IA que se enfoca en la creación de contenido original y único, como texto, imágenes, sonido, etc. En el contexto de la contratación pública, la IA generativa puede tener un impacto significativo en la eficiencia y calidad de los procesos de contratación. A continuación, se describen brevemente algunas aplicaciones potenciales de la IA generativa:

- Asistencia en la elaboración de pliegos a los órganos de contratación. Por ejemplo, crear descripciones de productos y servicios que sean más precisas y detalladas o generar preguntas/respuestas sobre el contenido del pliego. Esto ayudaría a los licitadores a comprender mejor los requisitos y necesidades de la licitación.
- Asistencia en la elaboración de ofertas de los licitadores. Es decir, la IA generativa permitiría crear una herramienta que ayudase a redactar memorias técnicas y también a cuantificar económicamente los trabajos propuestos para presentar la oferta económica. En una situación hipotética extrema, en un mundo donde la IA hiciese memorias técnicas con un alto grado de calidad y rapidez, muchas más empresas se presentarían a las licitaciones. Esto podría provocar un aluvión de ofertas que tendrían que valorar los órganos de contratación. No obstante, como se mencionará en el siguiente punto, lógicamente los órganos tendrían a su vez herramientas de IA que les

¹ En octubre de 2024 se va a publicar el nuevo libro de Fernanda Odilla: “The Digitalisation of Anti-Corruption in Brazil. Scandals, Reforms, and Innovation” <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.4324/9781003326618/digitalisation-anti-corruption-brazil-fernanda-odilla>



ayudasen a valorar las ofertas. La situación finalista y fatalista sería una contratación pública dominada por la IA (al redactar pliegos y ofertas) que escape al control del ser humano. A día de hoy parece que aún estamos lejos de esa posibilidad.

- Valoración de ofertas. Los sistemas de IA generativa podrían analizar automáticamente las memorias técnicas presentadas por los licitadores. Por ejemplo, creando resúmenes de las memorias, comparando los medios materiales y/o humanos (currículum del personal) para realizar el contrato, analizar las bajas económicas y compararlas automáticamente con los precios de mercado para alertar sobre una posible baja temeraria (el licitador ha ofertado un importe tan bajo que el contrato corre riesgo de no cumplirse en tiempo o forma).
- Eliminación de sesgos. Es decir, se pueden usar algoritmos de IA diseñados para identificar y mitigar sesgos inherentes en las decisiones de contratación. Por ejemplo, para ayudar al redactor del pliego a que no establezca cláusulas del contrato que no se ajusten a derecho o no sean inclusivas, que defina una solvencia económica y técnica ajustada a las particularidades del contrato para facilitar la participación de PYMEs, y otras muchas opciones.

- Identificación de irregularidades en la contratación. Se podrían analizar masivamente las redacciones de pliegos y patrones inusuales de las AAPP, y también las ofertas y comportamientos anómalos de los licitadores que desembocasen en casos de fraude o corrupción. Por ejemplo, la detección de prácticas anticompetitivas llevadas a cabo por un cártel de empresas.

Es importante destacar que, aunque estos ejemplos ilustran el potencial positivo de la IA generativa en la contratación, también es esencial abordar los desafíos éticos, la transparencia o la equidad para garantizar que la implementación de esta tecnología beneficia a todos los involucrados de manera ecuánime. Por tanto, la IA en el sector público está en una volátil época de retos, límites y medios (Gamero y Pérez, 2023).

En conclusión, debido a la digitalización y uso de nuevas tecnologías como la IA, los procesos y herramientas de la contratación pública están cambiando. Hay que examinar las aplicaciones e implicaciones actuales y potenciales de la IA en la contratación y explorar respuestas legales, administrativas y tecnológicas y viables para abordar los desafíos que presenta la IA (Ebers, Poncibó y Zou, 2023). El derecho que legisla la contratación y el derecho de la competencia tendrán que adecuarse a la realidad e ir evolucionando con ella.

3. La IA generativa para la detección de colusión.

La colusión (*bid rigging* en inglés) es cualquier acuerdo, decisión o práctica concertada entre empresas que produzca el efecto de impedir, restringir o falsear la competencia. En el ámbito de la contratación pública, son habituales varias modalidades de prácticas anticompetitivas para ejercer la colusión, las cuales se pueden presentar de manera independiente o combinada:

- Reparto de mercado. Las empresas se dividen el mercado entre sí, acordando no competir en ciertas regiones, clases de productos o repartiéndose los clientes. Esto asegura que cada empresa del cártel tenga una cuota de mercado garantizada.
- Rotación de contratos. En lugar de competir abiertamente, las empresas acuerdan rotar la obtención de contratos, asegurando que cada una tenga su turno para ganar licitaciones públicas. Para conseguir una rotación de contratos entre los miembros del cártel, se pueden realizar ofertas de cobertura, no presentación de ofertas, formación de UTEs, subcontrataciones innecesarias o reparto de lotes de una misma licitación. Estas prácticas se explican en los siguientes puntos.
- Ofertas de cobertura. Las empresas del cártel deciden de antemano quién va a ganar la licitación. El resto presentan ofertas menos ventajosas económica o técnicamente, es decir, presentan ofertas no competitivas para simular que hay competencia, cubriendo a la empresa ganadora.
- No presentación de ofertas. Empresas que tradicionalmente se presentan a ese tipo de licitaciones, no se llegan a presentar para que gane la empresa que previamente han acordado.
- Presentación injustificada de UTEs (Uniones Temporales de Empresas). Dos o más empresas que pueden acometer en solitario la ejecución de la licitación, deciden presentarse conjuntamente mediante una UTE para evitar competir entre sí, repartiéndose los trabajos del contrato a unos precios superiores a los de mercado.
- Subcontratación injustificada. Las empresas del cártel acuerdan subcontratarse entre sí parte de los trabajos del contrato. De esta manera evitan competir por ganar la licitación.
- Reparto de lotes de una licitación. Una licitación puede dividirse en varios lotes según la naturaleza de los trabajos a realizar y cada uno de los lotes tendrá un

ganador distinto. Los miembros del cártel deciden de antemano quién ganará cada lote, evitando la competencia.

Estas prácticas anticompetitivas afectan muy significativamente a la contratación pública pero también pueden suceder en los contratos del sector privado. En el caso de la contratación pública, se produce un perjuicio a las entidades públicas licitadoras, en el gasto público y, en última instancia, a los ciudadanos y contribuyentes. Es fundamental promover la competencia y garantizar la libre competencia en la contratación pública para proteger los intereses públicos y fomentar la eficiencia económica. Para más detalle sobre tipos de prácticas anticompetitivas y ejemplos, se puede consultar el trabajo de Toth, Fazékas y János (2015).

En este sentido, y continuando en el terreno académico, los últimos años ha habido una explosión de artículos que aplican técnicas basadas en datos e IA para la detección de fraude, corrupción y colusión en la contratación pública. Por ejemplo, destacan las revisiones de la literatura académica realizadas por los ya citados Nai, Sulis y Meo (2022) y por Lyra et alia (2022), y en particular, el trabajo de Amthauer et alia (2023) sobre colusión y prácticas anticompetitivas. La corrupción y la competencia son áreas muy estudiadas dentro del campo de la contratación pública, como han puesto de manifiesto recientemente Rejeb et alia (2024). Entre los artículos más específicos, merecen la pena destacarse al menos los siguientes:

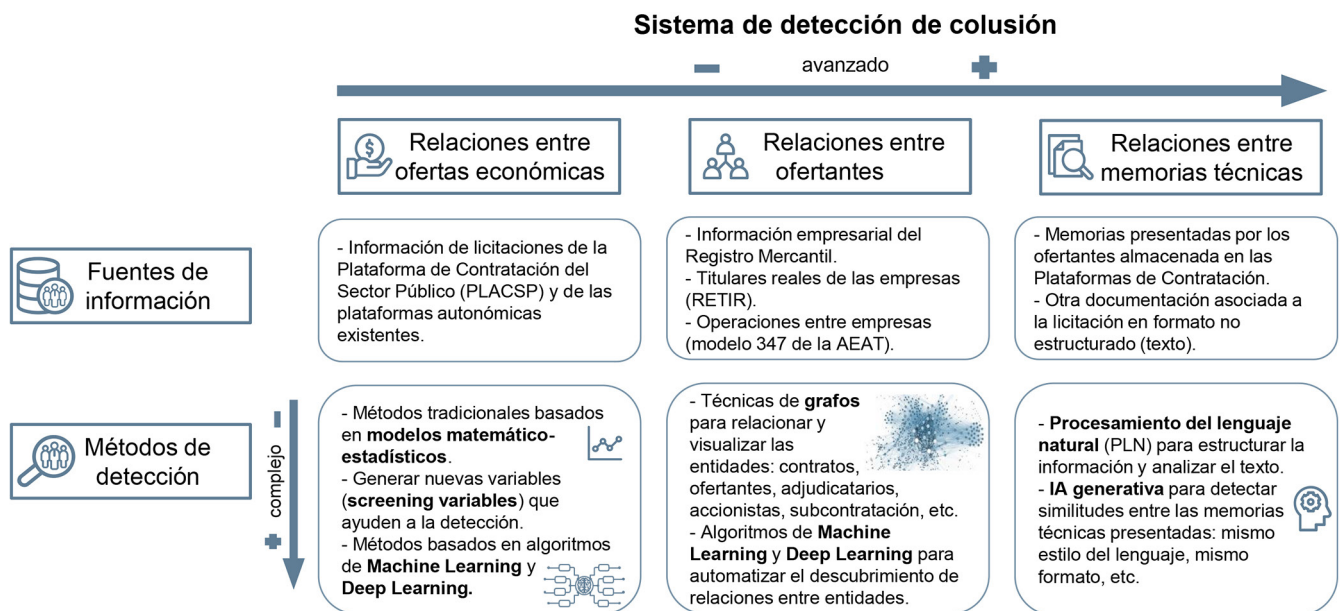
- García Rodríguez et alia (2019): Algunas herramientas basadas en datos e IA sirven para ayudar en la detección de prácticas anticompetitivas mediante un estimador del importe de adjudicación.
- García Rodríguez et alia (2020): utilidad de un buscador/recomendador de licitadores.
- Imhof (2017 y 2018): uso de variables matemático-estadísticas para facilitar la detección de colusión.
- García Rodríguez et alia (2022); Huber e Imhof (2019); Huber, Imhof e Ishii (2020); Wallimann, Imhof y Huber (2020): detección de colusión utilizando algoritmos de *Machine Learning*.
- Huber e Imhof (2023): detección de colusión mediante métodos gráficos basados en redes neuronales convolucionales.

Además, no sólo los académicos desarrollan herramientas informáticas para la detección de colusión, también las Autoridades de Defensa de la Competencia como es lógico. Es el caso de la Autoridad Danesa, que ha publicado

información sobre su herramienta (Kultima, 2022).

En España, la CNMC ha anunciado recientemente su novedoso sistema bautizado como BRAVA (Bid Rigging Algorithm for Vigilance in Antitrust, en sus siglas en inglés). Es una herramienta basada en IA (algoritmos de Machine Learning) que clasifica las ofertas presentadas por las empresas a una licitación como potencialmente colusorias o competitivas. El proyecto ha sido desarrollado por el personal de la Unidad de Inteligencia Económica y el departamento de informática, tras una prueba de concepto realizada por la empresa NTT Data.

A todo lo anterior se le puede añadir una nueva tecnología: la IA generativa. Hasta ahora no se conocen sistemas de detección de colusión que empleen este componente disruptivo. En la siguiente figura se muestran los componentes principales de un sistema de detección de colusión (fuentes de información y métodos de detección) y tres columnas que definen y clasifican las relaciones entre los miembros del cártel: relaciones entre ofertas económicas, entre los ofertantes (las empresas del cártel) y entre memorias técnicas (u otros documentos de los ofertantes presentados a la licitación).



Tradicionalmente, los sistemas de detección de colusión se basan en comparar las ofertas económicas, esto es, números (1ª columna de la figura). Actualmente, se empiezan a incorporar fuentes de información que relacionan a los distintos ofertantes (empresas) de una licitación (2ª columna). En España las fuentes para conocer los detalles de las empresas (a qué se dedican, dónde están, quienes son sus propietarios, etc.) son el Registro Mercantil y el Registro de Titularidades Reales (RETIR). Además, otra fuente de acceso valiosa para conocer si dos empresas tienen relaciones me-

diantes la compraventa de bienes y servicios, es analizar la "Declaración anual de operaciones con terceras personas"; es decir, el modelo 347 de la Agencia Tributaria. Por ejemplo, con este modelo se sabe si una empresa está subcontratando a otra y la subcontratación es un indicador que puede alertar de prácticas anticompetitivas. Las tres fuentes de información citadas no son de libre acceso gratuito para la ciudadanía, pero las AAPP y, en particular, las Autoridades de Defensa de la Competencia podrían acceder mediante la firma de un convenio².

2 El Colegio de Registradores ha desarrollado el RETIR, que suministra los datos que en cada momento constan en los Registros Mercantiles y ha suscrito convenios para su utilización con el Tribunal de Cuentas, la Fiscalía, la Guardia Civil, la Policía Nacional, el Banco de España, la Comisión Nacional del Mercado de Valores, el Consejo General de Poder Judicial y otros organismos oficiales involucrados en la lucha contra el blanqueo de capitales.

Finalmente, en el futuro más o menos cercano se puede analizar y comparar masivamente las relaciones entre memorias técnicas usando el procesamiento del lenguaje natural (NLP) y la IA generativa (3ª columna de la figura). Es decir, tratar de obtener patrones o relaciones entre los ofertantes analizando de forma automatizada los documentos que presentan a la licitación. Si los miembros del cártel ya tienen un ganador decidido de antemano, no van a perder el tiempo en estudiar el objeto del contrato, diseñar su propia solución y redactar una buena memoria técnica. Lo lógico es que redacten unas memorias técnicas de baja calidad, con el mismo formato o parecido, se copien partes, que contengan detalles o particularidades comunes que los delaten. Estos documentos podrían ser analizados por un sistema de IA generativa desarrollado especialmente para generar alertas de manera que, posteriormente, los casos más coincidentes sean analizados *ad hoc* por una persona experta en competencia.

A continuación, se expone un ejemplo real y cercano de cómo la IA generativa sería muy útil en el análisis y comparación de memorias técnicas. En 2022 la CNMC investigó un cártel formado por las seis principales constructoras de España por alterar el proceso competitivo en las licitaciones de construcción de infraestructuras. Según la nota de prensa de la CNMC³, uno de los acuerdos del cártel consistía en que:

“Las empresas decidían los concursos en que iban a compartir una parte o la totalidad de los trabajos que compondrían las ofertas técnicas de las licitaciones. Los trabajos se encargaban conjuntamente por los miembros del Grupo a empresas externas. Las empresas no podían modificar los trabajos generados en conjunto para presentarlos en sus ofertas sin el conocimiento y la aprobación del resto de miembros del grupo. La única personalización admitida era la inclusión de logos y denominaciones de cada empresa en el documento conjunto para dar a las administraciones una apariencia de independencia en la presentación de las ofertas.”

Por tanto, se pone de manifiesto que los miembros del cártel compartían las memorias técnicas. Sin embargo, parece ser que ningún órgano de contratación se dio cuenta de este comportamiento repetitivo a lo largo de los años, situación que podría haber sido detectado por una IA generativa. Nótese que en España no se publican

en abierto las memorias técnicas, por confidencialidad para proteger los diseños y soluciones propuestas por los licitadores. Sin embargo, al ser la contratación pública un proceso digital, las memorias técnicas se guardan en las plataformas de contratación. Por tanto, la CNMC podría tener acceso a dichas memorias de manera masiva, así como al resto de fuentes de información mostradas en la figura anterior (Registro Mercantil, RETIR y AEAT).

Un grave problema para investigar y desarrollar herramientas reales en la detección de colusión es que apenas existen fuentes de información o bases de datos de libre acceso, disponibles para cualquier ciudadano, un problema que no se da únicamente en España, como se ha visto. Si ya es complicado conseguir datos estructurados de contratación pública de manera masiva, todavía es más difícil conseguir conjuntos de licitaciones colusorias, es decir, licitaciones donde operaban cárteles de empresas. Hasta la actualidad, los investigadores no publican los datasets (conjuntos de datos de licitaciones competitivas y colusorias) en los que se han basado para desarrollar sus técnicas de salvo contadas excepciones. Por ejemplo, en el trabajo de García Rodríguez et alia (2022) sí se publica el dataset para que otros investigadores puedan replicar los resultados y mejorarlos con nuevas técnicas. Por otro lado, las Autoridades de Defensa de la Competencia tampoco publican de manera estructurada y completa la información sobre las licitaciones y empresas de sus expedientes de investigación. Estos datasets son de gran valor, por ser investigaciones policiales cerradas en las que se ha demostrado judicialmente que operaban cárteles de empresas.

Si se liberasen las fuentes de información relacionadas con la colusión, se avanzaría mucho para crear sofisticadas herramientas de alertas y detección. Por ejemplo, el profesor de economía Kei Kawai de la U. de Berkeley, que disponía de este tipo de información, envió una carta a 106 empresas de Japón advirtiéndoles que estaban realizando prácticas anticompetitivas en licitaciones. Este experimento real y osado lo llevó a cabo para demostrar que sus métodos de detección de colusión funcionan. En 2022 escribió un artículo detallando técnicamente cómo se habían comportado las empresas antes y después del aviso enfrentadas a otro grupo de empresas “de control” que no fueron alertadas (Kawai y Nakabayashi, 2024). Las empresas avisadas cambiaron su patrón de comportamiento y, por tanto, demostró

3 Accesible en <https://www.cnmc.es/prensa/sancionador-obra-civil-20220707>

que no estaban actuando de manera competitiva. Este ejemplo deja patente que se puede hacer investigación académica real y aplicada en el campo de la contratación pública si se disponen de las fuentes de información adecuadas y públicas.

4. IA Generativa: ¿el futuro inmediato del control externo?

Si las herramientas basadas en la IA forman parte ya de la lucha contra el fraude y la corrupción, poca duda cabe de la próxima implantación de nuevas herramientas de control de los fondos públicos basadas en la IA generativa. Además, técnicas como la denominada RAG (*Retrieval Augmented Generation*) ya se están utilizando para mejorar la exactitud y la confiabilidad de este tipo de modelos. De ahí que sea imprescindible que todas las instituciones se formen y capaciten para obtener los mejores resultados posibles de la innovación sin precedentes que se vive en estos momentos.

En este sentido, ya desde las instituciones europeas se está destacando el potencial de estas herramientas en el apoyo a los auditores, eso sí, aportando las siguientes ventajas y limitaciones (European Parliament, 2024, p.35):

1. Beneficios:

- Ahorro de tiempo. Dado que estas herramientas pueden comprobar cantidades casi infinitas de datos en busca de patrones o indicadores de riesgo ahorran tiempo a los auditores, permitiendo una comprobación al 100%. Las herramientas de puntuación de riesgos pueden permitir a los auditores comprobar no sólo una muestra aleatoria, sino todos los casos.
- Minimización de los errores humanos. La automatización de las búsquedas manuales reduce los errores humanos y aumenta las posibilidades de encontrar casos de fraude y corrupción.
- Efecto disuasorio. La mayor transparencia que ofrecen, en particular, las herramientas públicas de

calificación de riesgos podrían tener un efecto disuasorio.

2. Limitaciones:

- Tiempo y coste de desarrollo del sistema. Desarrollar indicadores, encontrar datos adecuados y desarrollar herramientas de puntuación de riesgos para extraer esos datos es un proceso que requiere mucho tiempo y recursos. Aquí se podría añadir el ya referido riesgo de "externalización de la responsabilidad" a un tercero, privado y ajeno al ámbito público.
- Puede que no capten nuevos indicadores de fraude. La mayoría de las herramientas de puntuación de riesgos se basan en los indicadores que los auditores han definido basándose en su propia experiencia, por lo que es posible que no se detecten nuevas formas de cometer fraude. Esto puede ser un problema en entornos en los que los tipos de irregularidades van cambiando con el tiempo.
- Falsos positivos. No todos los casos "marcados" son fraudulentos. Trabajar con puntuaciones de riesgo requiere un nivel sólido de conocimientos digitales, y aunque las puntuaciones de riesgo están diseñadas para señalar a los auditores los casos que deben examinar con más detalle, existe el peligro de que los auditores los consideren automáticamente "fraudulentos". Por lo tanto, este tipo de sistemas deben estar diseñados para minimizar los falsos positivos.

En todo caso, los trabajos recientes de Riera (2023), de la Contraloría General de la República de Chile, que describe cómo pueden y deben adaptarse las Entidades Fiscalizadoras Superiores a las herramientas de *Machine Learning*; del Tribunal de Cuentas de la Unión, de Brasil, compartiendo su experiencia en el uso de herramientas basadas en el data analysis y la IA para combatir el fraude y la corrupción⁴; o la reciente publicación del *Center for Audit Quality* (2024) titulada "*Auditing in the Age of Generative AI*" marcan el camino a seguir por las instituciones de control externo de todo el mundo.

4 https://portal.tcu.gov.br/en_us/imprensa/news/tcu-invests-in-institutional-partnerships-data-analysis-and-the-use-of-ai-in-the-fight-against-corruption.htm

Bibliografía

- Aarvik, P. (2019): "Artificial Intelligence – a promising anti-corruption tool in development settings? Chr. Michelsen Institute, U4 Report, 2019:1.
<https://www.u4.no/publications/artificial-intelligence-a-promising-anti-corruption-tool-in-development-settings>
- Adam, I. y Fazekas, M. (2021): "Are emerging technologies helping win the fight against corruption? A review of the state of evidence." *Information Economics and Policy*, Volume 57, 2021, 100950, ISSN 0167-6245.
<https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2021.100950>.
- Amthauer, J., Fleiß, J., Guggi, F. y Robertson, V. (2023): "Ready or not? A systematic review of case studies using data-driven approaches to detect real-world antitrust violations," *Computer Law & Security Review*, vol. 49, p. 105807.
<https://doi.org/10.1016/j.clsr.2023.105807>
- Center for Audit Quality (2024): "Auditing in the Age of generative AI"
<https://www.theaca.org/auditing-in-the-age-of-generative-ai>
- Ceva, E. y Jiménez, M.C. (2022): "Automating Anticorruption?" *Ethics and Information Technology* (2022) 24:48
<https://doi.org/10.1007/s10676-022-09670-x>
- Ebers, M., Poncibó, C. y Zou, M. (2023): "Contracting and Contract Law in the Age of Artificial Intelligence." Bloomsbury Publishing, 2023.
- European Parliament (2021): "Public procurement contracts." European Parliament, Fact Sheets on the European Union.
<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/en/sheet/34/public-procurement-contracts>.
- European Parliament (2024): "The Future of Digitalisation in Budgetary Control." Policy Department for Budgetary Affairs, Directorate-General for Internal Policies. PE 759.623 – February 2024.
[https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/IPOL_STU\(2024\)759623](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/IPOL_STU(2024)759623)
- Gallego, J., Rivero, G. y Martínez, J.D. (2018): "Preventing rather than Punishing: An Early Warning Model of Malfeasance in Public Procurement," *Documentos de Trabajo* 16724, Universidad del Rosario.
<https://ideas.repec.org/p/col/000092/016724.html>
- Gamero Casado, E. y Pérez Guerrero, F. (2023): "Inteligencia Artificial y Sector Público. Retos, límites y medios." Valencia: Tirant lo Blanch, 2023.
- García Rodríguez, M. J., Rodríguez Montequín, V., Ortega Fernández, F. y Villanueva Balsera, J. M. (2019): "Public Procurement Announcements in Spain: Regulations, Data Analysis, and Award Price Estimator Using Machine Learning." *Complexity*, vol. 2019, no. v, 2019.
<https://doi.org/10.1155/2019/2360610>.
- García Rodríguez, M. J., Rodríguez Montequín, V., Ortega Fernández, F. y Villanueva Balsera, J. M. (2020): "Bidders Recommender for Public Procurement Auctions Using Machine Learning: Data Analysis, Algorithm, and Case Study with Tenders from Spain." *Complexity*, vol. 2020, pp. 1–20, Nov. 2020.
<https://doi.org/10.1155/2020/8858258>.
- García Rodríguez, M. J., Rodríguez-Montequín, V., Ballesteros-Pérez, P., Love, P. E. D. y Signor, R. (2022): "Collusion detection in public procurement auctions with machine learning algorithms." *Automation in Construction*, vol. 133, p. 104047, enero 2022.
<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.104047>.
- Gerli, C. (2024): "How public organizations can use AI in anti-corruption: What we know so far and why we need to learn more about it." Hertie School, Center for Digital Governance.
<https://www.hertie-school.org/en/digital-governance/research/blog/detail/content/how-public-organisations-can-use-ai-in-anti-corruption-what-we-know-so-far-and-why-we-need-to-learn-more-about-it>
- Huber, M. e Imhof, D. (2019): "Machine learning with screens for detecting bid-rigging cartels." *International Journal of Industrial Organization*, vol. 65, pp. 277–301, Jul. 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2019.04.002>.
- Huber, M., Imhof, D. e Ishii, R. (2020): "Transnational machine learning with screens for flagging bid-rigging cartels." University of Fribourg (Switzerland), Faculty of Economics and Social Sciences, 2020.
https://doc.rero.ch/record/329575/files/WP_SES_519.pdf.
- Huber, M. e Imhof, D. (2023): "Flagging cartel participants with deep learning based on convolutional neural networks." *International Journal of Industrial Organization*, p. 102946, Abril 2023.
<https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2023.102946>.
- Imhof, D. (2017): "Simple Statistical Screens to De-

- tect Bid Rigging". Working Papers SES. Faculty of Economics and Social Sciences. University of Fribourg, vol. 484, 2017.
http://doc.rero.ch/record/289133/files/WP_SES_484.pdf.
- Imhof, D. (2018): "Empirical Methods for Detecting Bid-rigging Cartels". Université Bourgogne Franche-Comté, 2018.
 - Kawai, K. y Nakabayashi, J. (2024): "A Field Experiment on Antitrust Compliance". NBER Working paper 32347.
<https://www.nber.org/papers/w32347>
 - Kobis, N., Starke, C. y Rahwan, I. (2022): "The promise and perils of using artificial intelligence to fight corruption". Nature Machine Intelligence. 4.
<https://doi.org/10.1038/s42256-022-00489-1>
 - Kultima, J. R. (2022): "Collusion Detection in Public Procurement Using Computational Methods". Danish Competition and Consumer Authority.
https://www.kfst.dk/media/dq2htrud/bid-viewer_56_seneste.pdf.
 - Lyra, M. S., Damásio, B., Pinheiro, F. L. y Bacao, F. (2022): "Fraud, corruption, and collusion in public procurement activities, a systematic literature review on data-driven methods." Applied Network Science, vol. 7, no. 1, p. 83, Dec. 2022,
<https://doi.org/10.1007/s41109-022-00523-6>.
 - Nai, R., Sulis, E. y Meo, R. (2022): "Public Procurement Fraud Detection and Artificial Intelligence Techniques: a Literature Review". EKAW'22: Companion Proceedings of the 23rd International Conference on Knowledge Engineering and Knowledge Management.
<https://ceur-ws.org/Vol-3256/km4law4.pdf>.
 - Nurkey, A., Mukasheva, A. y Yedilkhan, D. (2021): "Models and methods of digital mechanisms in anti-corruption, their advantages and disadvantages, and applications". CIEES 2021, IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering.
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/1216/1/012015>
 - Odilla, F. (2023): "Bots against corruption: Exploring the benefits and limitations of AI-based anti-corruption technology". Crime Law and Social Change, 80.
<https://doi.org/10.1007/s10611-023-10091-0>
 - Rejeb, A., Rejeb, K., Appolloni, A. y Seuring, S. (2024): "Public procurement research: a bibliometric analysis". International Journal of Public Sector Management, enero 2024.
<https://doi.org/10.1108/IJPSM-07-2022-0157>
 - Riera, T. (2023): "Machine Learning Applications for SAIs". International Journal of Government Auditing, Q2 2023 - Science and Technology in Audit. Vol. SO, No. 2, pp. 13-17.
 - Starke, C., Kieslich, K., Reichert, Max y Kobis, N. (2023): "Algorithms against Corruption: A Conjoint Study on Designing Automated Twitter Posts to Encourage Collective Action".
<https://doi.org/10.31235/osf.io/wf45t>
 - Torres Berro, Y., Batista, V. y Torres-Carrión, P. (2020): "Artificial Intelligence Techniques to Detect and Prevent Corruption in Procurement: A Systematic Literature Review". Communications in Computer and Information Science. 1194, pp. 254-268.
 - Tóth, B., Fazekas, M. y János, T.I. (2015): "Toolkit for detecting collusive bidding in public procurement with examples from Hungary".
<https://www.researchgate.net/publication/274457716>.
 - Wallimann, H., Imhof, D. y Huber, M. (2020): "A Machine Learning Approach for Flagging Incomplete Bid-rigging Cartels". University of Freiburg/Fribourg (Switzerland), Abril 2020.
<http://arxiv.org/abs/2004.05629>.