

Gestión y Análisis de Políticas Públicas, número 39, noviembre de 2025
 Sección: ARTICULOS
 Recibido: 19-03-2025
 Modificado: 11-06-2025
 Aceptado: 03-07-2025
 Publicación anticipada: 03-09-2025
 Publicado: 27-11-2025
 ISSN: 1989-8991 – DOI: <https://doi.org/10.24965/gapp.11518>
 Páginas: 21-43



Referencia: Álvarez Suárez, D. E. y Nieto Morales, F. (2025). Detectando patrones de riesgo de corrupción: Análisis de contratos estatales y municipales en México mediante agrupamiento jerárquico. *Gestión y Análisis de Políticas Públicas*, 39, 21-43. <https://doi.org/10.24965/gapp.11518>

Detectando patrones de riesgo de corrupción: Análisis de contratos estatales y municipales en México mediante agrupamiento jerárquico

Detecting corruption risk patterns: Analyzing state and municipal contracts in Mexico using hierarchical clustering

Álvarez Suárez, Diana Emilce
 El Colegio de México (México – México)
 ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4374-9364>
 dealvarez@colmex.mx

NOTA BIOGRÁFICA

Investigadora posdoctoral del Programa Interdisciplinario de Ciencia de Datos de El Colegio de México, especializada en proyectos que integran ciencia de datos y ciencias sociales. Docente y autora de publicaciones académicas de alto impacto.

Nieto Morales, Fernando
 El Colegio de México (México – México)
 ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4130-2745>
 fnieto@colmex.mx

NOTA BIOGRÁFICA

Profesor de administración pública en el Centro de Estudios Internacionales de El Colegio de México. Especialista en reforma del sector público, corrupción, profesionalización y transparencia, con una amplia trayectoria en investigación y colaboración con organismos nacionales e internacionales. Es autor y editor de diversas publicaciones académicas y ha sido reconocido con distintos premios en ciencias sociales y políticas públicas.

RESUMEN

Objetivos: la corrupción en las contrataciones públicas es una preocupación global, particularmente relevante en contextos como el mexicano. Si bien existen estudios sobre riesgo a nivel nacional, su aplicación en el ámbito subnacional enfrenta desafíos importantes. Este estudio analiza más de 150 mil contratos estatales y municipales financiados total o parcialmente con recursos del Ramo 28 del presupuesto mexicano durante 2021, a partir del cálculo de siete indicadores de riesgo de corrupción. **Metodología:** se utilizó la técnica de agrupamiento jerárquico, especialmente promisoria para gobiernos con capacidades institucionales limitadas, ya que no requiere datos extensivamente etiquetados, permite detectar patrones ocultos y ofrece interpretaciones accesibles. **Resultados:** mediante el agrupamiento jerárquico se identificaron grupos de contratos con perfiles de riesgo similares. **Conclusiones:** el análisis contribuye a identificar dinámicas asociadas a riesgos de corrupción en las compras públicas subnacionales, y abre nuevas posibilidades para su monitoreo preventivo en México y contextos comparables.

PALABRAS CLAVE

Corrupción; contrataciones públicas; gobiernos subnacionales; aprendizaje automático; agrupamiento jerárquico.

ABSTRACT

Objectives: Corruption in public procurement is a global concern, particularly relevant in contexts such as Mexico. While several studies have examined risk indicators at the national level, applying these models at the subnational level presents significant challenges. This study analyzes more than 150,000 state and municipal contracts financed wholly or partially with resources from Mexico's national budget line 28 in 2021, based on seven corruption risk indicators. **Methodology:** The hierarchical clustering technique was used, especially promising for governments with limited institutional capacities, as it does not require extensively labeled data, allows the detection of hidden patterns, and offers accessible interpretations.

Results: Through hierarchical clustering, groups of contracts with similar risk profiles were identified.

Conclusions: The analysis helps identify dynamics associated with corruption risks in subnational public procurement and opens new possibilities for preventive monitoring in Mexico and comparable contexts.

KEYWORDS

Corruption; public procurement; subnational governments; machine learning; hierarchical clustering.

SUMARIO

1. INTRODUCCIÓN. 2. RIESGO DE CORRUPCIÓN EN CONTRATOS PÚBLICOS. 2.1. RIESGOS DE CORRUPCIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS. 2.2. AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO. 3. METODOLOGÍA. 3.1. DATOS. 3.2. DEFINICIÓN DE INDICADORES. 3.3. MÉTODO. 4. RESULTADOS. 4.1. PREPROCESAMIENTO. 4.2. PATRONES REGIONALES. 4.3. INDICADORES DE RIESGO. 4.3.1. Agrupamiento jerárquico de indicadores de riesgo en contrataciones municipales. 4.3.2. Agrupamiento jerárquico de indicadores de riesgo en contrataciones estatales. 5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN. 6. DECLARACIÓN DE DATOS. AGRADECIMIENTOS. ANEXO 1. MUNICIPIOS INCLUIDOS EN LA BASE DE DATOS CONTRATOS MUNICIPALES. ANEXO 2. FRECUENCIA Y MONTO DE CONTRATOS ESTATALES Y MUNICIPALES POR TIPO DE PROCEDIMIENTO. ANEXO 3. CONTRATOS ESTATALES ANALIZADOS. FRECUENCIA POR TIPO DE PROCEDIMIENTO – ESTADOS. ANEXO 4. CONTRATOS MUNICIPALES ANALIZADOS. FRECUENCIA POR TIPO DE PROCEDIMIENTO – ESTADOS. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

1. INTRODUCCIÓN

La corrupción en compras y arrendamientos públicos representa uno de los desafíos más significativos para gobiernos de todo el mundo (Fazekas y Kocsis, 2020; Johnston y Fritzen, 2021). Este fenómeno no solo conlleva la malversación de los presupuestos, sino que también socava la confianza en las instituciones públicas y distorsiona los mercados (Fazekas *et al.*, 2016). Cuando los contratos gubernamentales se adjudican de manera opaca o en condiciones de baja o nula competencia, los recursos destinados a infraestructura o servicios públicos pueden ser desviados o malgastados, reduciendo la calidad y la eficiencia de políticas y presupuestos. Además, la corrupción en las compras gubernamentales fomenta un entorno de competencia desleal donde los proveedores del gobierno no se seleccionan por su productividad o capacidad de innovación, sino por su cercanía con actores políticos o administrativos, o su complicidad con redes de corrupción (Fisman y Miguel, 2010; Ware *et al.*, 2011). Esto desalienta la inversión y la participación de empresas éticas y competitivas, lo que, en última instancia, afecta negativamente al desarrollo económico y social (Levi y Stoker, 2000; Rose-Ackermann, 2001).

Lo anterior resulta particularmente preocupante en países con instituciones estatales débiles, y de forma aún más marcada en el ámbito subnacional, donde las administraciones públicas suelen operar con recursos escasos y capacidades institucionales reducidas (Bello-Gómez y Avellaneda, 2024; Peeters *et al.*, 2024; Nieto-Morales *et al.*, 2024). Esta limitada capacidad las vuelve especialmente vulnerables a prácticas corruptas y dificulta el desarrollo de herramientas sofisticadas para la detección temprana de riesgos, lo que restringe la adopción de enfoques preventivos en lugar de meramente punitivos. Además, dado que los

gobiernos subnacionales mantienen una mayor cercanía con la ciudadanía y son responsables de proveer muchos de los servicios públicos más sensibles, mejoras en el control de la corrupción en este nivel podrían tener un impacto social particularmente significativo (Fan *et al.*, 2009).

Este estudio contribuye al análisis del riesgo de corrupción en las compras públicas subnacionales mediante el uso de datos e indicadores empíricos por medio de técnicas de aprendizaje automático (machine learning), en particular el *agrupamiento jerárquico* (Murtagh y Contreras, 2012). Como se argumenta más adelante, la implementación de un algoritmo no supervisado de agrupamiento jerárquico para la detección de riesgos en contratos públicos presenta ventajas relevantes, sobre todo en entornos con capacidades institucionales limitadas. El análisis se basa en información de contratos reportados por gobiernos estatales y municipales mexicanos a la Auditoría Superior de la Federación (ASF), correspondientes al Ramo General 28 del Presupuesto de Egresos de la Federación.

El Ramo 28, también conocido como Participaciones Federales a Entidades Federativas y Municipios, corresponde a los recursos que se transfieren a los gobiernos de los estados y de estos a los municipios y que derivan de ingresos federales e incentivos económicos. Estos recursos son fundamentales para la operación de los gobiernos subnacionales, especialmente en regiones con altos índices de pobreza y zonas rurales, donde la capacidad de recaudación local es limitada o muy limitada. Los recursos del Ramo 28 no están “etiquetados”, es decir, no se encuentran asignados para un fin específico en el gasto de los gobiernos locales. Su propósito es compensar y distribuir recursos de manera proporcional a la actividad económica y la recaudación de cada entidad, con la intención de incentivar el crecimiento económico y promover la coordinación fiscal¹.

Todas las contrataciones públicas financiadas total o parcialmente con los recursos del fondo de participaciones están sujetas, por ley, a la fiscalización de la ASF. Durante 2021, año del que tomamos datos para este estudio, se realizaron auditorías en los 32 estados de México. Durante el desarrollo de estas auditorías se implementaron varias estrategias; sin embargo, destaca el uso por vez primera del Sistema de Control Administrativo y Fiscalización de los Recursos de Gasto Federalizado (SICAF). Este sistema informático centraliza los datos de las contrataciones, proveedores y pagos con el fondo, lo que facilita el análisis del gasto y la fiscalización de las entidades. Este proceso es particularmente útil en el análisis de riesgos de corrupción en contratos, por dos razones principales. Primero, la información recolectada por la ASF en un mismo sistema de información permite la comparación de contratos entre diferentes estados y municipios, utilizando un conjunto de datos común con parámetros igualmente comunes. Segundo, el registro unificado posibilita la detección de variaciones en los perfiles de riesgo basados en un mismo modelo y también permite evaluar la calidad de los datos, lo que incluye la identificación de datos faltantes y malas prácticas de registro.

En el presente estudio, nos enfocamos en el análisis e identificación de los perfiles o grupos de riesgo de corrupción a partir de indicadores empíricos en contratos reales. Aunque en estricto sentido las conclusiones de este análisis están limitadas al subconjunto de contratos financiados con participaciones, nuestro principal interés radicaba en identificar y perfilar posibles riesgos en una muestra operativa, es decir, un subconjunto de datos seleccionado con base en criterios de disponibilidad, completitud y calidad mínima. En este estudio, la muestra operativa se compone exclusivamente de contratos subnacionales con información suficiente para calcular indicadores de riesgo de corrupción de forma consistente. Esto es importante porque nos permite poner a prueba un modelo no dirigido con base en información de un sistema que abarca entidades y organizaciones subnacionales de distinto tipo.

Este estudio contribuye al análisis de riesgos de corrupción de cuatro maneras concretas. Primero, analiza una metodología concreta para la identificación y clasificación de riesgos en contrataciones públicas mediante el uso de técnicas avanzadas de agrupamiento jerárquico. Esta herramienta de aprendizaje automático permite una segmentación más detallada y precisa de los contratos según su nivel de riesgo, sin requerir datos preetiquetados, lo que resulta especialmente útil en contextos con capacidades limitadas. Además, permite descubrir patrones nuevos o previamente desconocidos que emergen de los propios datos, y ofrece una interpretación relativamente sencilla y flexible para los tomadores de decisiones. Segundo, mediante la implementación de esta metodología, se facilita la detección de patrones anómalos que podrían

¹ Auditoría Superior de la Federación (2021). Participaciones Federales a Municipios MR-PFM. https://www.asf.gob.mx/TransInformes/IR2021c/Documentos/Auditorias/MR-PFM_a.pdf. Gobierno de México (2022). Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación 2022 Estrategia Programática. RAMO: 28 Participaciones a Entidades Federativas y Municipios (pp. 1-5). https://www.ppef.hacienda.gob.mx/work/models/bzPX2qB5/PPEF2022/qgp8v2PM/docs/28/r28_ep.pdf. Y Cámara de Diputados (s.f.). Gasto Federalizado. Recuperado de: <https://www.diputados.gob.mx/sia/intranet/sia-dec-iss-07-05/anualizado/intro.htm>

indicar posibles actos de corrupción, lo que contribuye a que gobiernos puedan intervenir de manera más oportuna y preventiva. Tercero, el estudio amplía la comprensión de cómo factores como el tipo de contrato o el procedimiento de contratación pueden influir en la aparición de riesgos de corrupción, lo que ofrece datos concretos para fundamentar decisiones orientadas a mejorar la transparencia y la integridad en los procesos de compra pública. Finalmente, esta investigación también aporta al debate sobre la viabilidad del uso de sistemas de aprendizaje automático e inteligencia artificial en el sector público, al evaluar su compatibilidad con las capacidades administrativas realmente existentes, incluidas limitaciones como la persistencia de archivos en papel, malas prácticas de registro y la falta de habilidades digitales entre el personal administrativo.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. En la primera sección, presentamos los principales elementos teóricos y contextuales de nuestra investigación. Después, presentamos la metodología usada y los principales resultados. La última sección discute los hallazgos y concluye con una recapitulación, implicaciones prácticas y comentario de cara a futuras investigaciones.

2. RIESGO DE CORRUPCIÓN EN CONTRATOS PÚBLICOS

Los procesos de contratación pública representan una parte considerable del gasto gubernamental en la gran mayoría de los países (en promedio, el equivalente a 13 % del producto interno bruto entre los países miembros de la OCDE; OECD, 2023) e involucran una amplia gama de organizaciones y niveles de gobierno. En general, se espera que las contrataciones estén guiadas por el interés público y el principio de obtener el mayor valor posible por el dinero público. Sin embargo, las contrataciones públicas son particularmente susceptibles a manipulaciones, fraudes y corrupción (Fazekas y Kocsis, 2020; Wachs *et al.*, 2019), lo que puede resultar en altos costos sociales que a menudo incluyen efectos sustitutivos sobre la calidad y disponibilidad de infraestructura y servicios públicos. De ahí que varios estudios se han enfocado en entender la fiabilidad e integridad de los procesos de contratación y ejecución del gasto, particularmente en economías avanzadas de Europa y América del Norte (Auriol, 2006; Celentani y Ganza, 2002; Ferwerda *et al.*, 2017).

En México, las compras gubernamentales tienen un peso estimado de entre 10 % y 15 % del PIB cuando se consideran en su conjunto². Desde 2010, las adquisiciones federales han sido objeto de múltiples reformas orientadas a mejorar su eficiencia, integridad y trazabilidad de los contratos. Sin embargo, en términos generales, persisten desafíos estructurales no menores. Por ejemplo, la concentración de contratos por adjudicación directa sigue siendo muy elevada (84,3 % del total en 2023). A nivel subnacional, el escenario es aún más complejo debido a la coexistencia de marcos regulatorios federales y estatales, los cuales varían según el origen de los recursos (IMCO, 2018; 2022).

En términos generales, la corrupción en las contrataciones públicas se puede definir como la *limitación de la libre competencia* por parte de los compradores públicos en beneficio de algunos (pocos) proveedores (Fazekas *et al.*, 2016). En este sentido, el riesgo de corrupción en las compras públicas se asocia con varios factores relativos a la gestión y adjudicación de contratos que limitan la competencia o que la precluyen del todo. Entre estos se encuentran los atributos de las empresas contratistas, la concentración de contratos en un mismo proveedor, montos anómalos y diversas irregularidades en los procesos de licitación y facturación (Fazekas y Kocsis, 2020). Por ejemplo, las empresas de reciente creación a menudo carecen de un historial probado en la ejecución de contratos gubernamentales, si se tiende a contratar a este tipo de empresas se podría estar favoreciendo proveedores inexpertos frente a opciones más competitivas, lo que puede ser indicativo de acuerdos indebidos o favoritismo. Además, cuando las empresas proveedoras reciben una cantidad desproporcionada de contratos o son beneficiarias de contratos por montos anómalos, puede haber sospechas de corrupción, especialmente si esos contratos no pasan por un proceso de licitación pública.

La concentración de contratos en un mismo proveedor puede limitar severamente la competitividad del mercado, lo que aumenta las posibilidades de sobreprecios y potencialmente disminuye la calidad de bienes y servicios públicos. Por otra parte, si el monto pagado por un contrato supera el monto reportado en la facturación, podría indicar malversación de fondos o corrupción. Este fenómeno puede ser particularmente problemático si el proveedor figura en listados de empresas sancionadas o con operaciones presumiblemente inexistentes, lo que indica posibles facturaciones fantasma e incluso evasión fiscal.

² INEGI (2023). Cuentas de Bienes y Servicios (CBS). Año base 2018. <https://www.inegi.org.mx/programas/pibact>

De manera más general, la proporción de contratos adjudicados por medio de licitaciones públicas es un indicador clave de la transparencia y competencia en las compras públicas. Un bajo porcentaje de licitaciones puede sugerir falta de apertura, altas barreras de entrada o una mayor concentración del mercado, lo cual es a menudo un caldo de cultivo para la corrupción (Klitgaard, 1984). Asimismo, los contratos que cuentan con un único concursante o donde los proveedores no asisten a sondeos de mercado pueden indicar arreglos previos o colusión entre oferentes y funcionarios.

2.1. Riesgos de corrupción y análisis de datos

Todo lo anterior resulta particularmente preocupante en países como México y otros de América Latina, donde las instituciones de control suelen ejercer una supervisión limitada (Aidt, 2009; Lindstedt y Naurin, 2010), y donde los sistemas de compras públicas tienden a ser altamente burocráticos y opacos (Caser y Ruete, 2020). Diversos estudios han señalado que estos sistemas carecen de competencia efectiva, hacen un uso excesivo de adjudicaciones directas y establecen plazos de licitación restrictivos que excluyen a nuevos proveedores, en particular a las micro, pequeñas y medianas empresas (IMCO, 2024; Casier y Ruete, 2020). Esta dinámica incrementa la discrecionalidad de las autoridades contratantes y facilita prácticas corruptas. Además, persisten graves deficiencias en la calidad y disponibilidad de datos, lo que obstaculiza la fiscalización. Aunque existen marcos normativos formales, algunos incluso muy avanzados (Caser y Ruete, 2020), su cumplimiento es limitado, lo que se agrava a nivel subnacional por la complejidad y diversidad regulatorias, la debilidad institucional y la insuficiente profesionalización del personal público (Hernández García, 2017; IMCO, 2022).

En este contexto, el registro y análisis de la información relacionada con las contrataciones públicas son esenciales para identificar oportunamente las condiciones relacionadas con riesgo de corrupción. La esquematización y monitoreo de estos datos promueven la transparencia y permiten un seguimiento del destino de los recursos públicos en los distintos niveles de gobierno. Este proceso no solo es crucial para prevenir o mitigar los costos derivados de la baja competencia y la corrupción en las compras públicas, sino que también proporciona evidencia para el desarrollo de políticas de prevención y fiscalización más efectivas.

No obstante, registrar y analizar datos de compras públicas suele ser un proceso arduo, propenso a errores y que requiere un nivel considerable de profesionalización y recursos por parte de las organizaciones públicas. Además, la corrupción tiene un carácter oculto y persistente (Holmes, 2019), y los gobiernos manejan un volumen elevado de compras (OECD, 2023). Por ello, contar con metodologías eficientes, que no impliquen inversiones desproporcionadas, es fundamental. En este contexto, el acceso a grandes bases de datos y el uso de modelos de aprendizaje automático fácilmente interpretables resultan especialmente prometedores. Estas herramientas permiten identificar posibles irregularidades y emitir alertas sobre riesgos de corrupción en múltiples procesos de forma simultánea (cf. Uribe-Gómez, 2021).

Investigaciones e iniciativas anteriores en México, particularmente aquellas impulsadas desde la sociedad civil, como las realizadas por el Instituto Mexicano para la Competitividad (IMCO) y Mexicanos contra la Corrupción y la Impunidad (MCCI), han desarrollado medidas y marcadores de riesgo de corrupción que se pueden aplicar en volúmenes considerables de contratos públicos, lo que resulta en indicadores que señalan riesgos en diversas fases y resultados del proceso (IMCO, 2018; MCCI, 2020). Estos estudios han marcado un avance en la identificación de potenciales comportamientos y condiciones de riesgo en los procesos de adquisiciones y obras públicas en México. Sin embargo, la implementación de estos modelos en el nivel subnacional se complica por la heterogeneidad en las modalidades de contratación y la escasez de datos confiables y completos en las pocas bases de acceso público que existen en el país.

Mitigar los riesgos de corrupción en contratos subnacionales financiados, al menos en parte, con fondos de participaciones es especialmente importante, ya que estos recursos representan una parte considerable del gasto operativo de estados y municipios. Como dichos fondos no están etiquetados para fines específicos, es clave contar con estrategias que permitan identificar áreas comunes de riesgo y detectar patrones en la diversidad de contratos estatales y municipales. Esto ayuda a reconocer qué características pueden hacer a ciertos contratos más vulnerables a la corrupción. Sin embargo, la calidad y disponibilidad de los datos son factores decisivos para lograrlo. Idealmente, las entidades públicas deberían contar con registros completos y precisos sobre sus gastos, lo que facilitaría el cálculo de indicadores de riesgo. En la práctica, muchos gobiernos subnacionales enfrentan limitaciones importantes en este ámbito. La escasez o mala calidad de los datos impide calcular perfiles de riesgo detallados, limita la operacionalización de variables abstractas y debilita los esfuerzos de monitoreo (MCCI, 2020).

2.2. Agrupamiento jerárquico

Teniendo en cuenta estos antecedentes y limitaciones, el objetivo principal de este estudio fue desarrollar indicadores empíricos que permitan evaluar de manera eficiente y fácilmente interpretable el riesgo de corrupción en las compras subnacionales financiadas total o parcialmente por el Fondo de Participaciones. Para ello, se utilizó la base de datos del anexo de adquisiciones y obras públicas del SICAF del año 2021.

En particular, se empleó un análisis de agrupamiento jerárquico no supervisado que usa la distancia de Jaccard como medida de similitud entre observaciones, ya que los indicadores de riesgo fueron construidos como variables binarias. Cabe mencionar que estos indicadores surgen de los mismos datos disponibles y no requieren etiquetas exhaustivas. La distancia de Jaccard permite identificar qué tan similares son dos contratos en términos de los riesgos que presentan, sin requerir datos continuos. Aunque existen otras medidas de distancia comúnmente utilizadas en el análisis de conglomerados, la distancia de Jaccard resulta más adecuada cuando se trabaja con variables binarias o categóricas, como en este caso. El agrupamiento jerárquico ha demostrado su utilidad en aplicaciones recientes. Por ejemplo, Paulus y Kristoufek (2015) utilizaron este enfoque para analizar la percepción de la corrupción en 134 países. A partir de una matriz de distancias euclidianas, identificaron una estructura jerárquica que reveló cuatro clústeres claramente diferenciados, lo que refleja una fuerte relación entre los niveles de corrupción y el grado de desarrollo económico de los países agrupados. Asimismo, técnicas de agrupamiento jerárquico han sido aplicadas en campos como el análisis del riesgo financiero y sistémico. Esta herramienta permite identificar estructuras latentes en momentos de crisis y clasificar entidades según su nivel de exposición al riesgo (Jaroongchokanan *et al.*, 2022; Martí *et al.*, 2021; Tola *et al.*, 2008).

De manera más puntual, el agrupamiento jerárquico presenta características técnicas que lo hacen especialmente promisorio como herramienta de detección de riesgos de corrupción, en particular para gobiernos con capacidades institucionales limitadas o incipientes. Primero, al tratarse de un método no supervisado, no requiere datos previamente etiquetados, lo cual es crucial en contextos donde los casos de corrupción son difíciles de documentar y la operacionalización de conceptos abstractos está limitada a los datos disponibles. Además, su capacidad para descubrir patrones nuevos o inusuales en los datos permite identificar anomalías que podrían pasar desapercibidas para métodos tradicionales o algoritmos basados en reglas, facilitando la detección de formas emergentes de corrupción o malversación. A esto se suma su facilidad de interpretación: los resultados pueden visualizarse mediante dendrogramas, que muestran de forma clara la estructura jerárquica de los grupos detectados y ayudan a explorar por qué ciertos contratos se agrupan entre sí. Finalmente, ofrece flexibilidad analítica, ya que no exige definir un número fijo de clústeres de antemano, lo cual es útil en fases exploratorias del análisis.

3. METODOLOGÍA

3.1. Datos

Para este estudio se tomó la base de datos de la ASF (i.e., el anexo de adquisiciones y obras públicas del SICAF) que contiene información relacionada con el egreso de los recursos provenientes de las participaciones federales, así como de los procedimientos de adjudicación, contratación de bienes, servicios y obra pública, entre otros, para el periodo fiscal 2021, tanto en entidades federativas como en municipios. Se seleccionaron 153 329 contratos estatales y municipales.

Para procesar los datos se siguió un procedimiento en tres fases: limpieza, análisis exploratorio, y cálculo y calibrado de los indicadores de riesgo de corrupción. En cuanto al tipo de procedimiento se realizó la distinción de contratos a nivel municipal y a nivel estatal. A nivel estatal se incluyeron los 32 estados mexicanos y a nivel municipal se incluyeron 284 municipios o ~12 % del total de municipios del país (ver Anexo 1).

Es importante anotar que los datos usados presentan algunas limitaciones que derivan del hecho que se trata de datos provenientes de la fase inicial de implementación del sistema de registro de contratos. Como se señaló, 2021 fue el primer año en que el SICAF se usó para registrar masivamente el uso de participaciones. Durante este periodo algunos campos del formulario no se establecieron como obligatorios, lo que generó registros con información incompleta que fueron posteriormente subsanados o verificados con documentación física durante el proceso de fiscalización. Adicionalmente, como parte del proceso de adaptación al nuevo sistema, es posible que algunos usuarios hayan cometido errores en el ingreso de datos debido a la falta de familiaridad con la plataforma. A pesar de estas limitaciones, se realizó un proceso exhaustivo de

limpieza de los datos para asegurar que se contara con la mayor cantidad posible de registros de calidad, permitiendo un análisis fiable de la información disponible.

3.2. Definición de indicadores

Para establecer los indicadores de riesgo de corrupción, se analizó la información disponible en las bases de datos estatales y municipales del SICAF, centrando la atención en el proceso y resultado de los contratos de obra y adquisiciones. Se seleccionaron indicadores que pudieran capturar una amplia gama de señales de riesgo de corrupción en compras públicas, basándonos tanto en la bibliografía especializada como en indicadores previamente validados en el caso de México (cf. IMCO, 2018; MCCI, 2020). Más importante aún, se buscó aprovechar todos los campos de información existentes en el SICAF. Esto aseguró que los indicadores no solo fueran teóricamente pertinentes, sino también empíricamente viables dada la infraestructura de datos disponible y los sistemas utilizados por las autoridades fiscalizadoras mexicanas.

Entre los indicadores considerados se incluyen la diferencia entre el monto pagado por el fondo de participaciones a entidades o municipios y el monto reportado como facturado, la frecuencia de contratos asignados a empresas recién creadas y diversas métricas sobre la competencia en licitaciones (ver tabla 1).

TABLA 1. INDICADORES DE RIESGO DE CORRUPCIÓN

Indicador	Variable(s)	Descripción
Empresa de reciente creación (Resultado) ¹ .	RFC* (se crea variable con fecha de día, mes y año de creación de la empresa).	1 = Si la diferencia entre la creación de la empresa y el inicio de la vigencia del contrato es menor a un año. 0 = Si la diferencia es mayor a un año.
Fianza de cumplimiento para contratos de monto mayor a 300 000 pesos (Proceso).	Fianza de cumplimiento.	1 = Si no cuenta con fianza de cumplimiento y el monto del contrato es mayor de 300 000 pesos. 0 = Otro.
Monto pagado con el fondo mayor al monto reportado en facturas (Resultado).	Facturas reportadas. Monto Pagado con el Fondo de participaciones a entidades o municipios.	1 = Si el monto reportado en facturas es \$ 10 000 menor al monto pagado con el fondo de participaciones a entidades o municipios. 0 = Si el monto pagado con el fondo de participaciones a entidades o municipios es menor al monto reportado en facturas.
% de contratos asignados por asignación directa (AD) e invitación restringida (IR) (Proceso) ² .	Tipo de procedimiento.	1 = Si el porcentaje es mayor a 50 %. 0 = Otro.
Licitación pública (LP) e IR con un solo concursante (Proceso) ¹ .	RFC* ganador. RFC* de proveedores participantes.	1 = Si el procedimiento es AD o IR y solo tiene un RFC concursante. 0 = Otro.
Asistencia al sondeo de mercado (Proceso).	RFC* ganador. RFC* de proveedores asistentes al sondeo de mercado.	1 = Si el RFC no asistió al sondeo de mercado. 0 = Otro.
Tasa de éxito del RFC ganador (Resultado) ² .	RFC* ganador. RFC* de proveedores participantes.	1 = Si el proveedor compite contra las mismas empresas en múltiples ocasiones y tiene una tasa de éxito > 50 %. 0 = Otro.

Indicador	Variable(s)	Descripción
*RFC: Registro Federal de Contribuyentes o número de identificación fiscal en México.		
¹ Basado en estudios previos de (IMCO, 2018; MCCI, 2020).		
² Basado en estudios previos de (MCCI, 2020).		

Fuente: elaboración propia.

Algunos indicadores fueron adaptados en función de la información disponible en la base de datos, tales como *Empresa de reciente creación*, *Porcentaje de contratos asignados por asignación directa (AD)* e *invitación restringida (IR)*, *Licitación pública e IR con un solo concursante* y *Tasa de éxito del RFC* (Registro Federal de Contribuyentes) *ganador* (cf. IMCO, 2018; MCCI, 2020). Además, el presente estudio propone nuevos indicadores para fortalecer el análisis, incluyendo:

- (I) *Fianza de cumplimiento para contratos mayores a 300 000 pesos mexicanos*, cuya ausencia incrementa el riesgo de incumplimiento y dificulta garantizar la calidad y responsabilidad de los proveedores;
- (II) *Monto pagado mayor al reportado en facturas*, que sugiere la posibilidad de pagos indebidos o desvío de fondos; y
- (III) *Inasistencia al sondeo de mercado*, una práctica que puede indicar favoritismo hacia ciertos proveedores y aumentar el riesgo de manipulación o simulación de competencia.

Vale la pena subrayar que, si bien estos indicadores no constituyen evidencia concluyente de corrupción, sí operan como señales de alerta que permiten identificar áreas de riesgo y orientar los esfuerzos de supervisión hacia aspectos específicos. Asimismo, ayudan a detectar prácticas que, aunque no sean ilícitas en sí mismas, pueden crear condiciones favorables para la ocurrencia de actos corruptos.

3.3. Método

El agrupamiento jerárquico es una técnica de aprendizaje automático (machine learning) utilizada para aglomerar elementos similares en un mismo conjunto (clúster), funcionando como una forma de clasificación iterativa no supervisada, altamente eficiente. Esto implica que los elementos dentro de un grupo comparten características que los diferencian significativamente de otros, facilitando la identificación de patrones únicos en datos heterogéneos (Maddila et al., 2020). Cada clúster o conglomerado en este enfoque es atípico respecto a los demás, lo que permite explorar las diferencias cualitativas y cuantitativas entre los conjuntos de datos ya agrupados. Esta técnica organiza los datos en una estructura jerárquica que se puede visualizar en un dendrograma o diagrama de árbol, el cual ilustra las relaciones y jerarquías más relevantes que posteriormente pueden interpretarse como perfiles de similitud o, en este caso, de «riesgo de corrupción». Los diagramas son complementados frecuentemente con un mapa de calor, que enriquece la visualización de los datos y facilita la interpretación de las relaciones y la intensidad de las conexiones entre los grupos de datos (Demey et al., 2011; Paulus y Kristoufek, 2015).

Como ya se dijo, en la aplicación específica de este estudio, el algoritmo de agrupamiento jerárquico se empleó para analizar contratos tanto estatales como municipales, utilizando la *distancia de Jaccard* que mide el nivel de similitud entre dos conjuntos y se puede usar para datos binarios o categóricos (Costa, 2021; Ljubešić et al., 2008). Se dividió el conjunto de datos en dos grandes grupos (i.e., estados y municipios) y, dentro de cada uno, se realizó un análisis por separado para identificar clústeres basados en los indicadores de riesgo. Esta metodología permite un análisis más eficiente, detallado y ajustado a las particularidades de cada nivel de gobierno. Esto ofrece hallazgos comparativos sobre las características del riesgo en los contratos públicos. Al mismo tiempo, al usar indicadores binarios, se hace mucho menos onerosa la identificación de perfiles similares de riesgo en un conjunto grande de datos.

4. RESULTADOS

4.1. Preprocesamiento

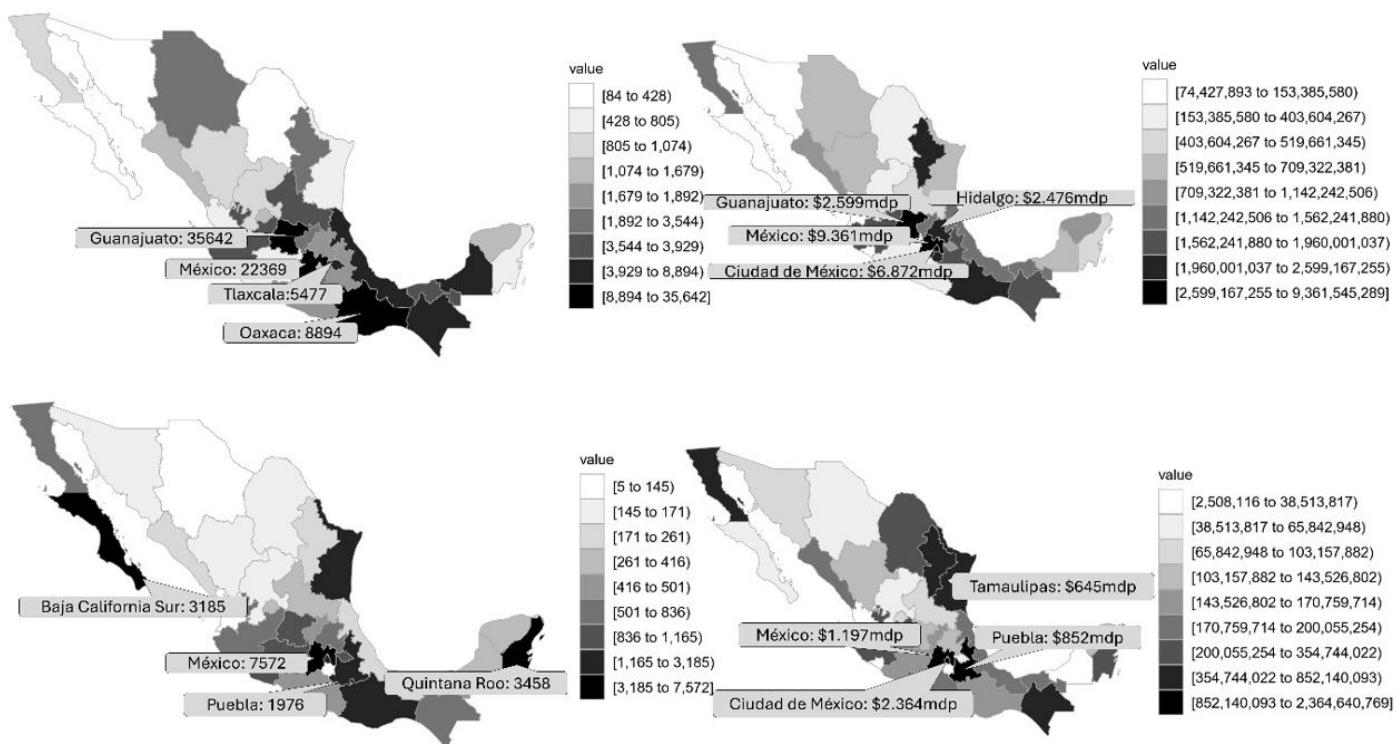
El criterio unificador de los contratos es que fueron financiados total o parcialmente con recursos derivados de participaciones, aunque, como ya se indicó, estos fondos no están «etiquetados» para fines específicos, lo que supone una alta heterogeneidad de objetos específicos de contrato. No obstante, las características principales que permiten clasificar los datos son (i) el tipo de contrato (obra o adquisiciones) y (ii) el nivel de gobierno (contrato estatal o municipal).

En un primer análisis exploratorio (preprocesamiento) se encontró que 73,3 % de la muestra corresponde a contratos de adquisiciones estatales, seguido de adquisiciones municipales (16,9 %) obras estatales (7,38 %) y obras municipales (2,42 %). En cuanto a montos contratados, se encontró un monto total pagado con el fondo de 54 900 millones de MXN (\$ 54 945 045 362 MXN) para toda la muestra. Del monto analizado total, 10,7 % corresponde contratos de adquisiciones municipales, 70,9 % a adquisiciones estatales, 12,3 % a obras estatales y 6,06 % a obras municipales.

4.2. Patrones Regionales

La figura 1, paneles a y b, proporciona una representación visual de la distribución geográfica de los contratos y montos pagados con el fondo en cada uno de los estados de México. Se resaltan los que registraron el mayor número de contratos y los montos más significativos.

FIGURA 1. DISTRIBUCIÓN GEOGRÁFICA DE LOS MONTOS PAGADOS CON EL FONDO³



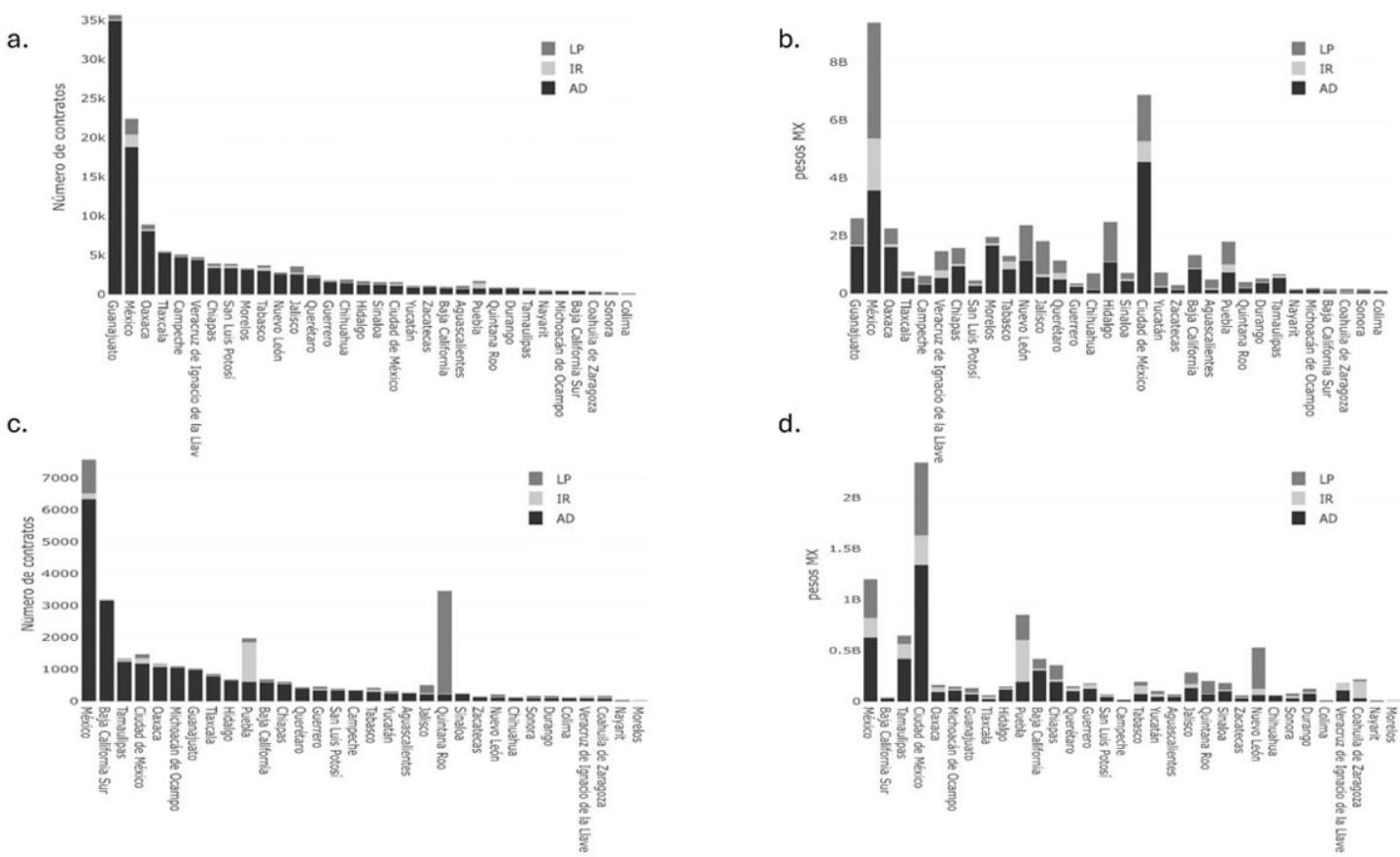
Fuente: elaboración propia.

³ a. Número de contratos estatales por estado destacando los 4 estados con el mayor número de contratos reportados. b. montos pagados con el fondo destacando los 4 estados con el mayor monto sumado. c. Número de contratos municipales por estado destacando los 4 estados con el mayor número de contratos reportados. d. montos pagados con el fondo destacando los 4 estados con el mayor monto sumado (montos presentados en pesos mexicanos MXN. El tipo de cambio aproximado durante el año 2021 fue de 20,15 pesos por dólar estadounidense).

En cuanto al tipo de procedimiento, se observó que las adjudicaciones directas son las más frecuentes en comparación con las invitaciones restringidas o la licitación pública, tanto en contratos de obra como de adquisiciones. Respecto a los montos contratados, el grupo de adjudicaciones directas de contratos estatales de adquisiciones tiene el mayor monto pagado con el fondo (101 349 contratos equivalentes a 22 400 millones MXN). En los procedimientos municipales, el comportamiento es similar en cuanto a la proporción de adjudicaciones directas de contratos de adquisiciones (19 203 contratos equivalentes a 3 300 millones MXN; ver Anexo 2).

Por lo que toca a la frecuencia de los tipos de procedimientos analizados por estado, hay una mayor frecuencia de adjudicaciones directas en los contratos estatales y en la mayoría de las contrataciones municipales. Únicamente en los estados de Quintana Roo y Jalisco se reportó mayor frecuencia de contrataciones municipales por licitación pública (93 % de licitaciones en Quintana Roo y 50 % en Jalisco) en comparación con las realizadas por adjudicación directa o por invitación restringida (figura 2c; ver también, Anexo 3 y 4).

FIGURA 2. FRECUENCIA Y MONTO PAGADO CON EL FONDO - CONTRATOS ESTATALES Y MUNICIPALES POR ESTADO Y TIPO DE PROCEDIMIENTO⁴



Fuente: elaboración propia.

4.3. Indicadores de riesgo

Para algunos casos, la base del SICAF no cuenta con los datos del registro federal de contribuyentes (RFC) de los proveedores participantes en los procesos de contratación. Estas omisiones se debieron en buena medida en que, en el año 2021, se comenzó a implementar la plataforma, y las entidades se

⁴ a. Número de contratos **estatales** por estado y tipo de procedimiento. b. Montos pagados con el fondo - contratos **estatales** sumados por estado y tipo de procedimiento. c. Número de contratos **municipales** por estado y tipo de procedimiento. d. Montos pagados con el fondo - contratos **municipales** sumados por estado y tipo de procedimiento. IR = Invitación restringida; LP = licitación pública; y AD = adjudicación directa.

encontraban en una fase de adaptación y aprendizaje en su uso. En esa etapa inicial, la solicitud de esta información no era obligatoria, lo que ocasionó que algunas autoridades no la reportaran de manera consistente.

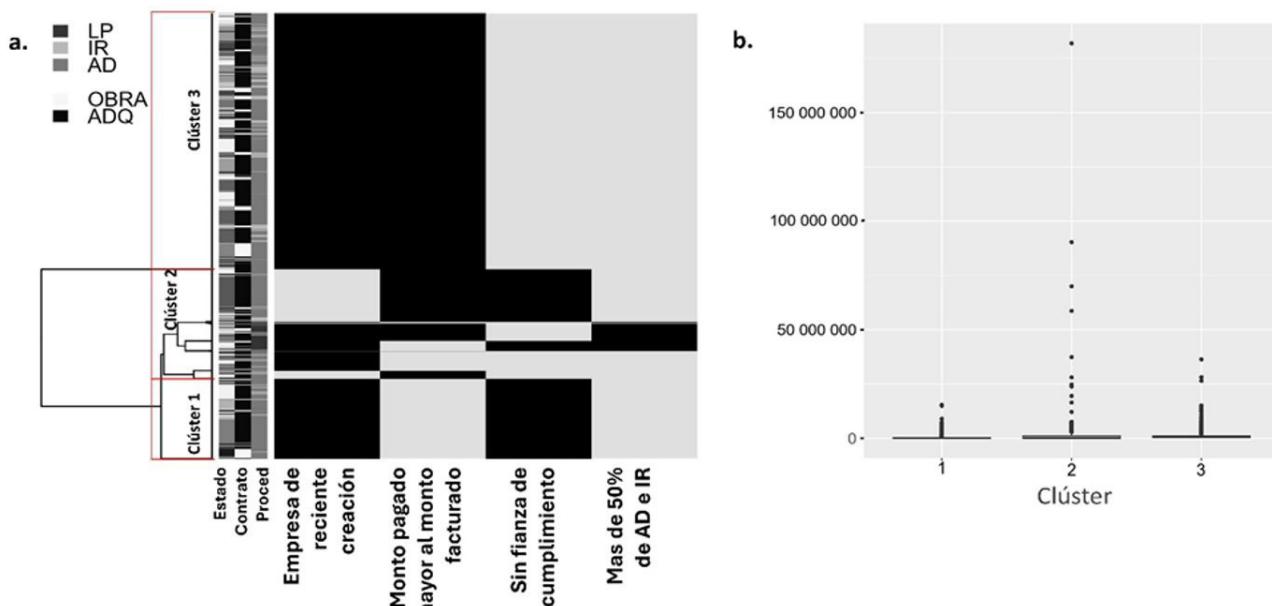
Para remediar esta situación, la muestra se dividió en dos grupos para un análisis diferenciado. El Grupo A incluye los registros de contratos estatales y municipales sin información del RFC de los proveedores, representando 84 % (N = 104 010 contratos estatales, N = 25 585 contratos municipales) del total de la muestra. Por otro lado, el Grupo B comprende los registros de contratos estatales y municipales con información completa del RFC, lo que equivale a 16 % (N = 19 762 contratos estatales, N = 3 972 contratos municipales) de la muestra.

Se computaron indicadores específicos para cada grupo. En el grupo A, se incluyeron los siguientes indicadores: monto de pagado con el fondo de participaciones a entidades o el fondo de participaciones a municipios mayor al monto reportado en facturas, contrato con empresa de reciente creación, contratos de instituciones con más de 50 % de adjudicaciones directas e invitaciones restringidas, y falta de fianza de cumplimiento. En el grupo B, además de los indicadores mencionados anteriormente, se añadieron los indicadores de licitaciones públicas e invitaciones restringidas con un solo participante, inasistencia al sondeo de mercado y tasa de éxito del proveedor mayor a 50 % contra los mismos competidores. Este enfoque de análisis por grupos permite una evaluación más precisa de los datos disponibles y facilita la identificación de posibles disparidades entre los registros con y sin RFC en la base de datos.

4.3.1. Agrupamiento jerárquico de indicadores de riesgo en contrataciones municipales

En las contrataciones municipales se encontró que el indicador de riesgo más frecuente en todos los contratos, representando 81,3 %, es la frecuencia de adjudicaciones directas e invitación restringida mayor a 50 % en la organización que realiza el contrato y en 55,2 % de los contratos este fue el único indicador de riesgo detectado. Por otro lado, 15,7 % de las contrataciones municipales analizadas no presentaron ninguna bandera roja o factor de riesgo.

FIGURA 3. AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO Y MONTOS PAGADOS CON EL FONDO DE PARTICIPACIONES A ENTIDADES O EL FONDO DE PARTICIPACIONES A MUNICIPIOS -CONTRATOS MUNICIPALES- GRUPO A⁵



Fuente: elaboración propia.

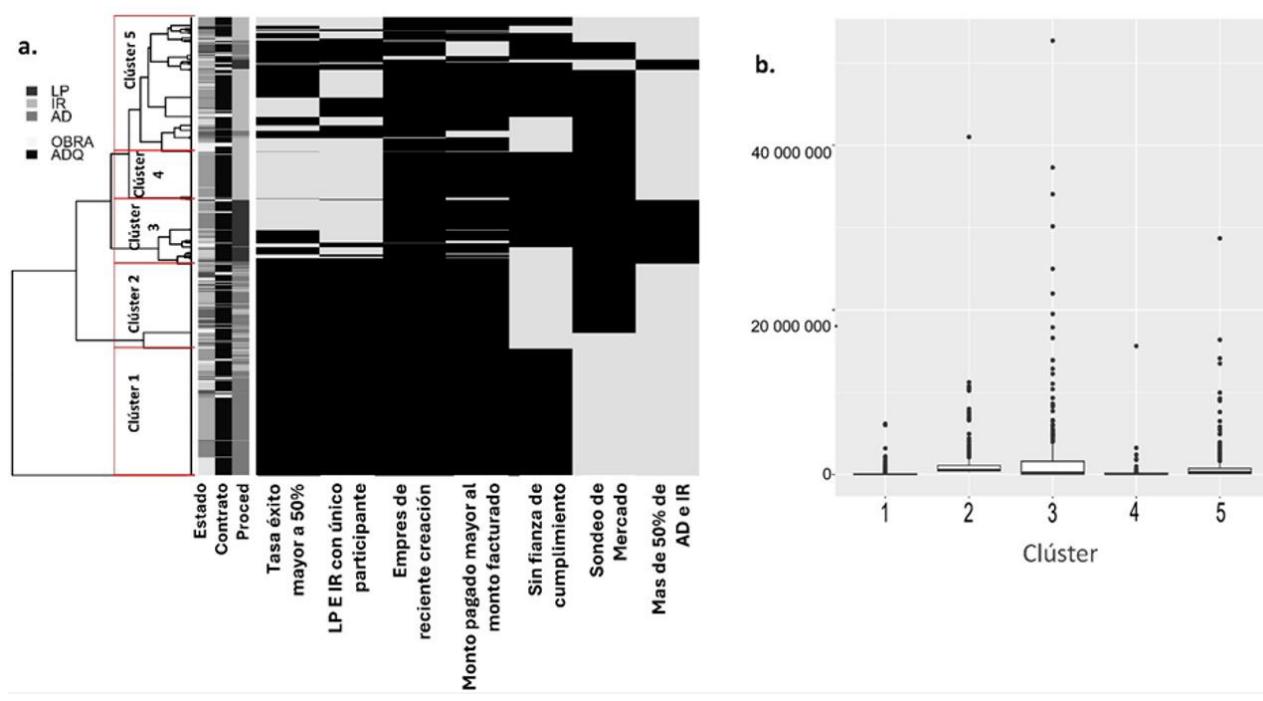
⁵ a. Mapa de calor de agrupamiento jerárquico (Código de color: gris claro en el mapa significa riesgo detectado, Negro significa riesgo no detectado. El código de color lateral representa tipo de procedimiento (LP, IR, AD), tipo de contrato (OBRA, ADQ) y los estados de la república de dichos contratos). Se observan grupos formados por ramas e indican indicadores de riesgo similares de los contratos en dicha rama. b. Diagrama de caja de los montos pagados con el fondo de por contrato por cada grupo.

El agrupamiento jerárquico se realizó con aquellos contratos que presentaron más de un indicador de riesgo (contar con altas adjudicaciones directas, AD, e invitaciones restringidas, IR) o bandera roja detectada. Este procedimiento se realizó por separado para los grupos A ($N = 2\,149$ contratos) y B ($N = 1\,959$ contratos), ya que, como se indicó antes, cada uno contaba con un número diferente de indicadores. Los dendrogramas y mapas de calor se utilizaron para representar las banderas rojas encontradas en cada contrato y su agrupación. En la parte externa del dendrograma, la distancia entre clústeres es mayor, mientras que, en la parte interna, las ramas están más cercanas, lo que indica mayor proximidad de los contratos (i.e., mayor similitud). Para analizar las características comunes que pueden estar relacionadas con los indicadores de riesgo de cada grupo, se graficó el tipo de procedimiento (licitación pública, invitación restringida o adjudicación directa), así como si el contrato fue de obra o adquisición y el estado donde se celebró dicho contrato.

Tras el agrupamiento jerárquico, en el grupo A (figura 3a), en el clúster 1 predominaron las adjudicaciones directas de contratos de adquisiciones con dos indicadores de riesgo detectados. En el clúster 2 se encontraron principalmente los contratos por adjudicación directa de adquisición y una isla de contratos de licitación pública y se detectó mayor variabilidad y cantidad de indicadores de riesgo; asimismo, en este grupo se encuentran los contratos municipales de mayor monto financiado con el fondo (figura 3b). En el clúster 3 se repitió el patrón de mayor representación de adjudicaciones directas, pero con una mayor presencia de invitaciones restringidas y, en este caso, se detectaron dos indicadores de riesgo.

En el grupo B (figura 4a), en los clústeres 1 y 2 predominaron las adquisiciones otorgadas por adjudicaciones directas con una mínima presencia de contratos por invitación restringida. En ambos clústeres, el principal factor de riesgo identificado fue el asociado a más de 50 % de AD e IR, aunque difieren en el segundo o tercer factor de riesgo detectado. El clúster 3 se conformó principalmente por contratos de adquisiciones por licitación pública, incluyendo algunos contratos con altos montos pagados con el fondo. Por último, en los clústeres 4 y 5 se encontró una mayor proporción de contrataciones de adquisición realizadas por invitación restringida, en comparación con los demás procedimientos. (figura 4b).

FIGURA 4. AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO Y MONTOS PAGADOS CON EL FONDO DE PARTICIPACIONES A ENTIDADES O EL FONDO DE PARTICIPACIONES A MUNICIPIOS - CONTRATOS MUNICIPALES - GRUPO B⁶



Fuente: elaboración propia.

⁶ a. Mapa de calor de agrupamiento jerárquico (Código de color: gris claro en el mapa significa riesgo detectado, Negro significa riesgo no detectado. El código de color lateral representa tipo de procedimiento (LP, IR, AD), tipo de contrato (OBRA, ADQ) y los estados de la república de dichos contratos). Se observan grupos formados por ramas e indican indicadores de riesgo similares de los contratos en dicha rama. b. Diagrama de caja de los montos pagados con el fondo por contrato por cada grupo.

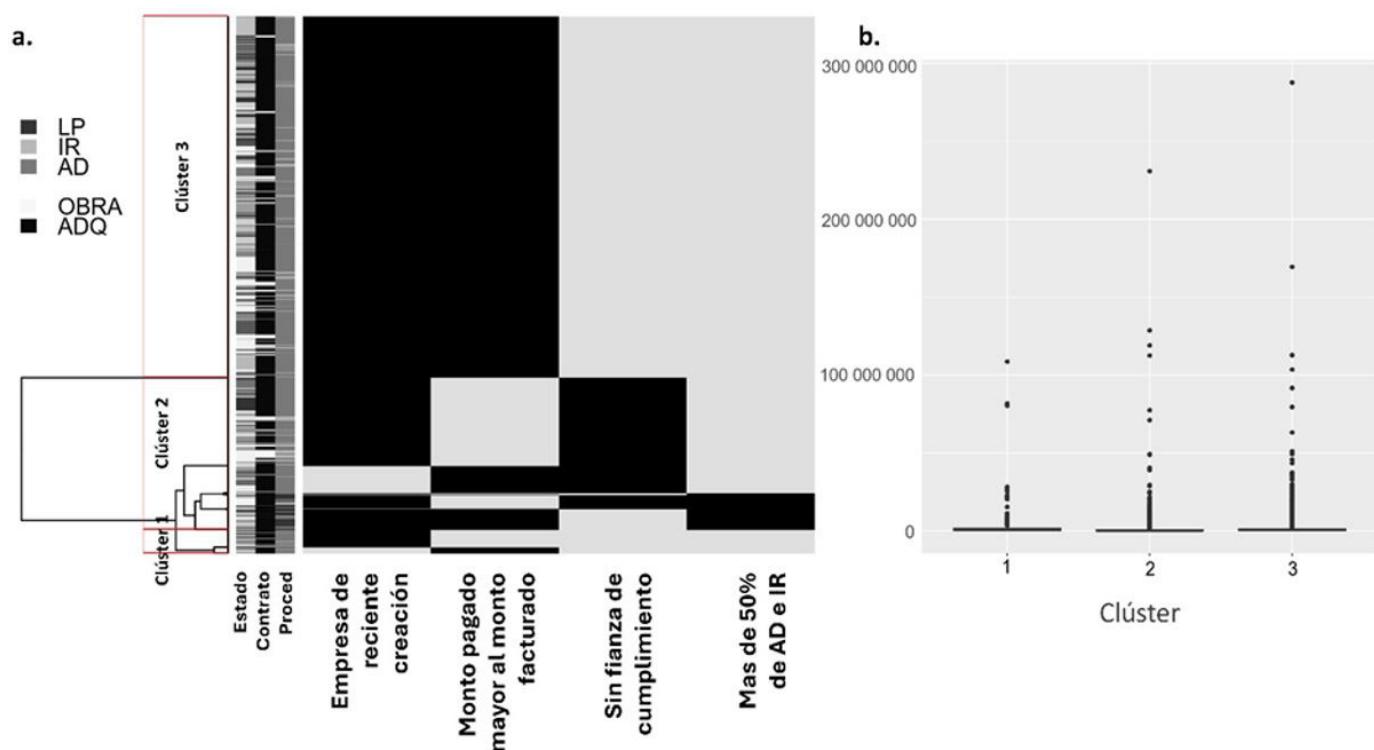
4.3.2. Agrupamiento jerárquico de indicadores de riesgo en contrataciones estatales

En las contrataciones a nivel estatal, se observó que solo 3,6 % no exhibió ninguna bandera roja o factor de riesgo, mientras que 93,7 % de los contratos presentaron el indicador de riesgo relacionado con la frecuencia de adjudicación directa e invitación restringida mayor a 50 % en la entidad que ejecutó el contrato. Es importante destacar que este último riesgo fue el único detectado en 82 % de los contratos estatales.

El agrupamiento jerárquico de estas contrataciones se realizó, al igual que para los contratos municipales, en grupos A (6 463 contratos) y B (1 959 contratos). En este sentido, para el grupo A se formaron tres grandes clústeres de contratos y para el grupo B se formaron seis clústeres (figuras 5 y 6).

Los resultados del análisis de agrupamiento de los contratos del grupo estatal A revelan que los clústeres 1 y 2 contienen contratos con indicadores de riesgo detectados de manera variable, mientras que el clúster 3 evidencia dos indicadores comunes. Respecto a las características de los contratos, el patrón es mixto, ya que se observan contratos provenientes de múltiples entidades federativas y variabilidad en cada clúster en el tipo de procedimiento y tipo de contrato. (figura 5A). Por otro lado, los clústeres 2 y 3 tienen, dentro de sus contratos, aquellos con los mayores montos pagados con el fondo (figura 5B).

FIGURA 5. AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO Y MONTOS PAGADOS CON EL FONDO DE PARTICIPACIONES A ENTIDADES O EL FONDO DE PARTICIPACIONES A MUNICIPIOS - CONTRATOS ESTATALES - GRUPO A⁷



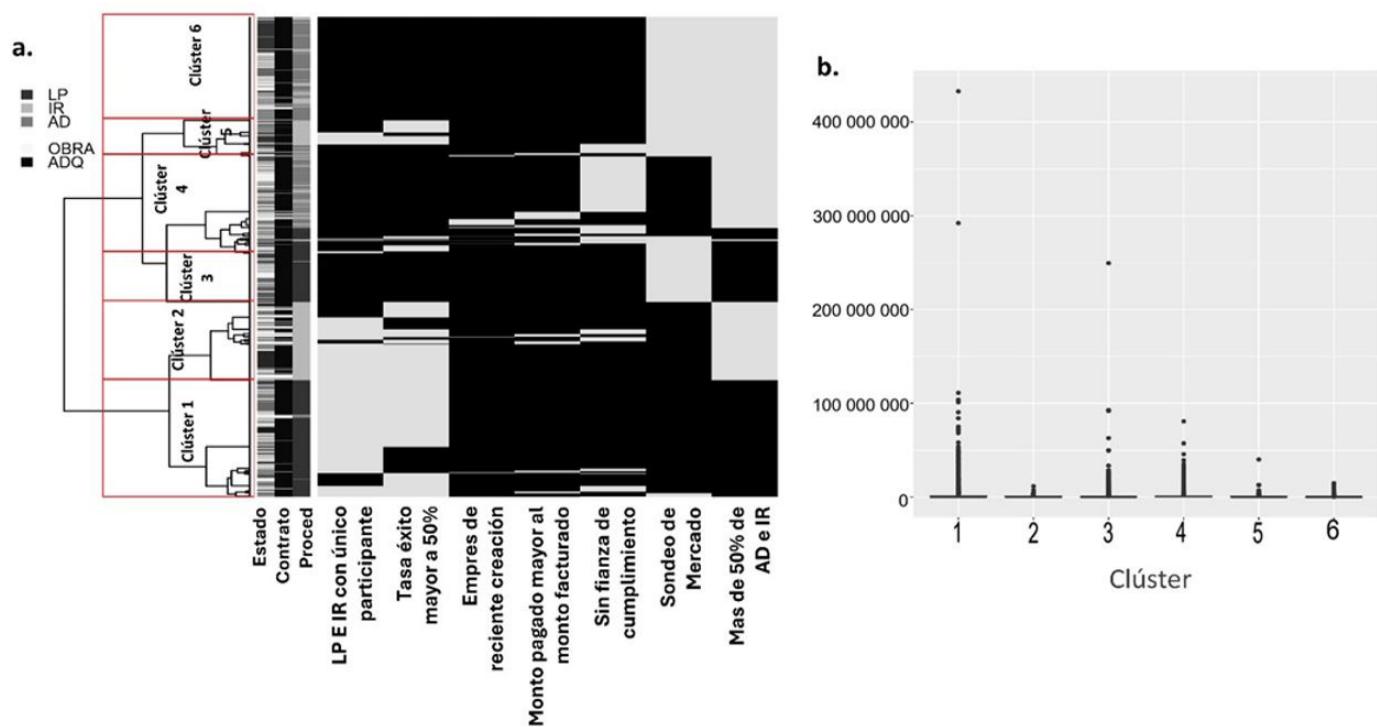
Fuente: elaboración propia.

En el grupo B de contratos estatales (figura 6A), se observa un patrón similar, ya que, en los seis clústeres formados mediante agrupamiento jerárquico, los contratos de cada clúster pertenecen de manera variable a diferentes entidades federativas. No obstante, persiste un patrón general de agrupamiento relacionado

⁷ a. Mapa de calor de agrupamiento jerárquico (Código de color: gris claro en el mapa significa riesgo detectado, Negro significa riesgo no detectado. El código de color lateral representa tipo de procedimiento (LP, IR, AD), tipo de contrato (OBRA, ADQ) y los estados de la república de dichos contratos). Se observan grupos formados por ramas e indican indicadores de riesgo similares de los contratos en dicha rama. b. Diagrama de caja de los montos pagados con el fondo por contrato por cada grupo.

con el tipo de procedimiento. Por ejemplo, los clústeres 1 y 3 contienen principalmente contratos por licitación pública, aunque los riesgos detectados varían en cada clúster. Estos mismos grupos también destacan por tener los contratos con altos montos pagados con el fondo (figura 6B). Por otro lado, en los clústeres 4 y 6 se encuentran principalmente los contratos por adjudicación directa, mientras que en los grupos 2 y 5 predominan aquellos por invitación restringida. Se puede observar en estos agrupamientos que el orden de los grupos se está determinando por el tipo de riesgos encontrados en cada grupo, permitiendo ubicar aquellas contrataciones similares en cuanto al tipo de procedimiento en ramas cercanas. Así mismo se puede evidenciar que los montos mayores se encuentran en aquellos grupos que cuentan con más licitaciones públicas agrupadas (figura 6A).

FIGURA 6. AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO Y MONTOS PAGADOS CON EL FONDO DE PARTICIPACIONES A ENTIDADES O EL FONDO DE PARTICIPACIONES A MUNICIPIOS DE LOS CONTRATOS ESTATALES - GRUPO B⁸



Fuente: elaboración propia.

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN

Este estudio propuso un enfoque para analizar indicadores de riesgo de corrupción en múltiples contratos públicos a nivel subnacional en México, mediante la aplicación de un algoritmo no supervisado de agrupamiento jerárquico. El objetivo principal fue establecer marcadores empíricos con base en la teoría y en los datos disponibles, e ilustrar cómo la aplicación del algoritmo permite identificar perfiles emergentes que permitan comprender mejor los patrones de riesgo en compras financiadas total o parcialmente con recursos del fondo de participaciones federales a estados y municipios. A partir de la base de datos del anexo de adquisiciones y obras públicas del SICAF de la ASF, el análisis permitió detectar configuraciones de riesgo frecuentes, como la prevalencia de mecanismos poco competitivos en la asignación de contratos, la participación recurrente de empresas de reciente creación y patrones de riesgo mixtos. Estos hallazgos no

⁸ a. Mapa de calor de agrupamiento jerárquico (Código de color: gris claro en el mapa significa riesgo detectado, Negro significa riesgo no detectado. El código de color lateral representa tipo de procedimiento (LP, IR, AD), tipo de contrato (OBRA, ADQ) y los estados de la república de dichos contratos). Se observan grupos formados por ramas e indican indicadores de riesgo similares de los contratos en dicha rama. b. Diagrama de caja de los montos pagados con el fondo por contrato por cada grupo.

solo confirman debilidades estructurales en las contrataciones subnacionales, sino que también subrayan el potencial del análisis de datos como herramienta de fiscalización e intervención temprana.

En el contexto del análisis de contratos públicos, la implementación del agrupamiento jerárquico constituye una contribución relevante, en particular por sus ventajas operativas en contextos con capacidades administrativas y digitales limitadas o incipientes. Esta técnica no requiere datos previamente etiquetados, lo que es especialmente valioso en el análisis de corrupción, donde el análisis a menudo debe ceñirse a datos preexistentes y cuya categorización depende de rutinas administrativas sobre las que el investigador no siempre tiene control. Además, su capacidad para descubrir patrones ocultos en grandes volúmenes de datos y su visualización mediante dendrogramas facilitan la interpretación de resultados. La flexibilidad del método para definir clústeres según el análisis exploratorio también lo convierte en una herramienta adaptable y útil en entornos institucionales con recursos técnicos restringidos.

Los resultados también dialogan con experiencias internacionales donde se ha utilizado la analítica de datos y la inteligencia artificial para detectar y prevenir riesgos de corrupción. Casos como el uso de algoritmos para monitorear contrataciones públicas en Hungría y Eslovaquia (Fazekas *et al.*, 2016), o la implementación de plataformas de alerta temprana en Chile, Colombia o España (Casier y Ruete, 2020; Cetina y Constatín, 2022; Salazar *et al.*, 2024; Rodríguez-Olivari, 2025) demuestran que el aprovechamiento estratégico de la tecnología puede reforzar la integridad pública, incluso en contextos institucionales complejos. En el caso específico de México, esta investigación se suma a dicha línea de trabajo, adaptando la lógica de detección de «banderas rojas» por medio de indicadores específicos (IMCO, 2018; MCCI, 2020), pero incorporando un enfoque relacional (o de similitud) que considera configuraciones típicas de riesgo, más allá de atributos individuales de cada contrato.

En ese sentido, los hallazgos de este estudio refuerzan la comprensión del riesgo de corrupción como un fenómeno «configuracional» (cf. Nieto-Morales y Heyse, 2024), en tanto que no se manifiesta principalmente por medio de indicadores aislados, sino mediante combinaciones recurrentes de condiciones institucionales y procedimentales. Tal como ha sido argumentado en trabajos recientes (Holmes, 2019; Fazekas *et al.*, 2013), los actos de corrupción tienden a emergir en contextos donde múltiples factores interactúan de forma estructurada, conformando entornos propicios para la captura o manipulación de los procesos gubernamentales.

Lo anterior tiene implicaciones importantes para el diseño de políticas anticorrupción. Frente a enfoques tradicionales que buscan abordar el problema mediante la supervisión de variables discretas, los resultados aquí presentados apuntan a la necesidad de estrategias que reconozcan y aborden configuraciones complejas de riesgo. Esto incluye diseñar sistemas de monitoreo que puedan detectar perfiles típicos de riesgo a partir de múltiples indicadores simultáneos, así como adaptar las estrategias de intervención a las estructuras institucionales y operativas que hacen posible la repetición de estas combinaciones.

En línea con lo anterior, los resultados del agrupamiento jerárquico pueden indicar que los riesgos de corrupción no se distribuyen de manera aleatoria. Por ejemplo, las combinaciones como adjudicación directa junto con proveedores de reciente creación o la ausencia de fianzas en contratos de alto monto, sugiere que el riesgo no está determinado por anomalías puntuales o aisladas, sino por patrones relacionales y sistemáticos dentro de los procesos de contratación. Este hallazgo refuerza la necesidad de desarrollar marcos normativos comunes, así como obligaciones homogéneas de registro y publicación que faciliten la comparación y supervisión de las compras públicas en todo el país (Paredes, 2020).

Otro punto importante es que la calidad de los datos sigue siendo un desafío central para el uso efectivo de herramientas digitales en el control de la corrupción. En México, aunque las entidades públicas están obligadas a registrar información sobre sus contrataciones, la existencia formal de registros no garantiza ni transparencia ni utilidad analítica. Estudios previos (IMCO, 2022; Pérez Mundaca, 2022) han documentado deficiencias estructurales como la falta de estandarización, errores recurrentes, inaccesibilidad de documentos clave y la persistencia de prácticas basadas en papel. Estas limitaciones también fueron evidentes en la base de datos utilizada en este estudio, particularmente por tratarse de un sistema relativamente nuevo. Ante ello, fue necesario llevar a cabo un proceso riguroso de limpieza y depuración de datos, en coordinación con la autoridad fiscalizadora, lo cual redujo el tamaño de la muestra, pero mejoró la confiabilidad del análisis.

Más allá de los problemas técnicos, los resultados subrayan que la utilidad de las herramientas digitales depende estrechamente de los entornos administrativos en los que se insertan, incluyendo las rutinas institucionales y las capacidades instaladas. En este sentido, el éxito de este tipo de intervenciones analíticas está condicionado no solo por el diseño del modelo o el grado de sofisticación de la herramienta per se, sino

por su acompañamiento con iniciativas de alfabetización digital, capacitación en manejo y registro de datos, y fortalecimiento de una cultura organizacional orientada a la apertura.

El análisis de contratos estatales y municipales mediante técnicas de agrupamiento jerárquico no solo demuestra la viabilidad de aplicar herramientas de ciencia de datos en contextos de gobernanza compleja, sino que también permite generar conocimiento útil para el diseño de políticas de prevención más eficaces. A pesar de las limitaciones en la calidad de los datos, los resultados muestran que incluso con insumos imperfectos, es posible identificar perfiles de riesgo informativos. La principal lección que deja esta investigación es doble: por un lado, urge mejorar la calidad, cobertura y estandarización de los registros públicos; por otro, el uso estratégico de herramientas analíticas como el agrupamiento jerárquico ofrece un camino prometedor para fortalecer la integridad pública desde una perspectiva basada en evidencia.

6. DECLARACIÓN DE DATOS

Los datos utilizados en este estudio provienen de la Auditoría Superior de la Federación (ASF). El resguardo y análisis de los datos se da en el marco del convenio de colaboración suscrito entre la Auditoría Superior de la Federación y El Colegio de México.

AGRADECIMIENTOS

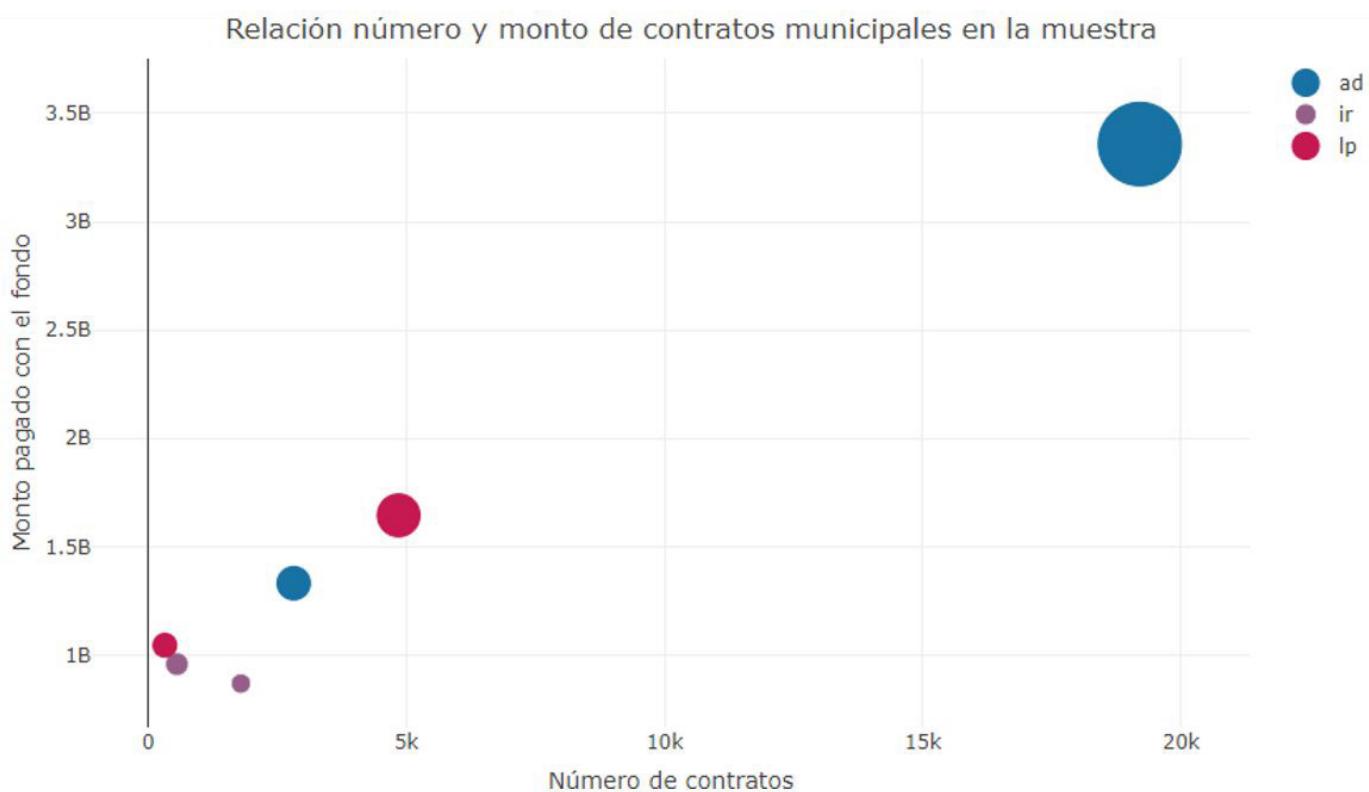
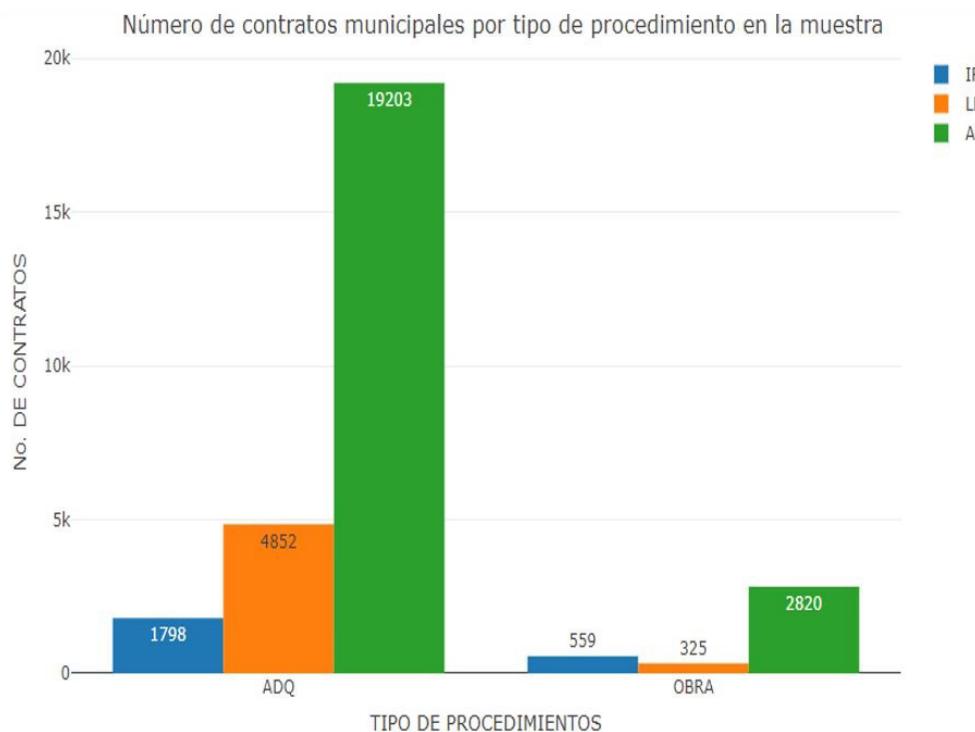
Queremos agradecer a los evaluadores anónimos y al equipo editorial de la revista GAPP las sugerencias y comentarios a la primera versión de este artículo.

ANEXO 1. MUNICIPIOS INCLUIDOS EN LA BASE DE DATOS CONTRATOS MUNICIPALES

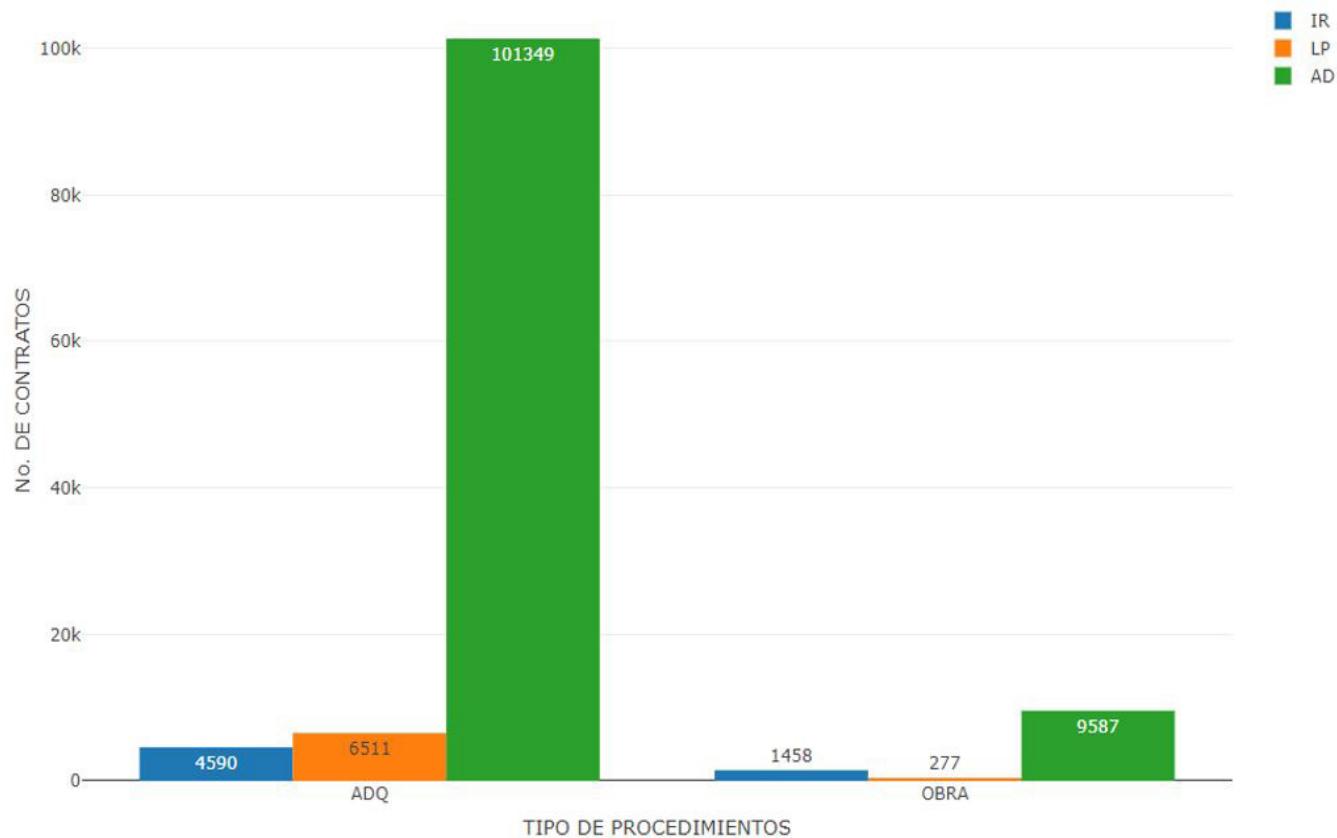
ESTADO	MUNICIPIOS
Aguascalientes	Aguascalientes, Calvillo, Jesús María
Baja California Norte	Mexicali, Tijuana, Playas de Rosarito
Baja California Sur	Loreto
Campeche	Campeche, Champotón, Hopelchén
Chiapas	Tuxtla Gutiérrez, Palenque, Chiapa de Corzo, Ocosingo
Chihuahua	Jiménez, Chihuahua, Juárez, Delicias, Guerrero, Cuauhtémoc
Ciudad de México	Cuauhtémoc, Tlalpan, Miguel Hidalgo, Benito Juárez, Azcapotzalco, Milpa Alta, Xochimilco, Iztacalco, Iztapalapa, Álvaro Obregón, Cuajimalpa de Morelos, Gustavo A. Madero, Coyoacán, Venustiano Carranza
Coahuila de Zaragoza	Ramos Arizpe, Piedras Negras, Monclova, Acuña, Francisco I. Madero
Colima	Tecomán, Ixtlahuacán
Durango	Canatlán, Santiago Papasquiaro, Lerdo, Durango, Gómez Palacio, Pueblo Nuevo
Guanajuato	León, Apaseo el Grande, Uriangato, Irapuato, Celaya, Yuriria, Salamanca, Guanajuato, Acámbaro, Romita
Guerrero	Chilpancingo de los Bravo, Iguala de la Independencia, Tlapa de Comonfort, General Heliodoro Castillo, Zihuatanejo de Azueta, La Unión de Isidoro Montes de Oca, Taxco de Alarcón, Arcelia, Cocula, San Marcos, Coyuca de Benítez, Teloloapan, Acapulco de Juárez

ESTADO	MUNICIPIOS
Hidalgo	Pachuca de Soto, Mineral del Chico, Tula de Allende, Mineral del Monte, Metztitlán, Tezontepec de Aldama, Huautla, San Felipe Orizatlán, Ixmiquilpan, Huejutla de Reyes, Tizayuca, Tepeji del Río de Ocampo, Xochiatipan, Yahualica, Mineral de la Reforma
Jalisco	San Pedro Tlaquepaque, Tepatitlán de Morelos, Tonalá, Arandas, Atotonilco el Alto, San Miguel el Alto, La Barca, Teocaltiche, Lagos de Moreno, San Juan de los Lagos, Jocotepec, Juanacatlán, Mazamitla, El Salto, Ayutla
Michoacán de Ocampo	Parácuaro, Hidalgo, Tarímbaro, Puruándiro, Quiroga, La Piedad, Maravatío, Morelia, Zitácuaro, Churumuco, Lázaro Cárdenas, Sahuayo
Morelos	Tepoztlán
México	Teoloyucan, Tultepec, Zinacantepec, Hueypoxtla, Chalco, San Mateo Atenco, Tepotzotlán, Zumpango, Amecameca, Tenancingo, Tultitlán, Ixtapaluca, Cuautitlán, Nezahualcóyotl, Chimalhuacán, Tlalnepantla de Baz, Atlacomulco, Acolman, Tecámac, Temoaya, Chicoapan, Nicolás Romero, Villa Victoria, Ecatepec de Morelos, Valle de Bravo, Ocoyoacac, Almoloya de Juárez, Chiconcuac
Nayarit	San Blas
Nuevo León	Apodaca, Monterrey, San Pedro Garza García, San Nicolás de los Garza, Anáhuac, Doctor Arroyo
Oaxaca de Juárez	San Antonio de la Cal, Santiago Jamiltepec, Santa Cruz Xoxocotlán, Santa María Colotepec, Heroica Ciudad de Ejutla de Crespo, Santo Domingo Tehuantepec, San Pedro Pochutla, Salina Cruz, Heroica Ciudad de Juchitán de Zaragoza, Santa María Tonameca, Heroica Ciudad de Tlaxiaco, Oaxaca de Juárez, Santa María Huatulco, Santa María Jalapa del Marqués
Puebla	Puebla, Xicotepec, Chalchicomula de Sesma, San Martín Texmelucan, Hueytamalco, Teziutlán, Cuautlancingo, Chiconcuautla, San Andrés Cholula, Atempan, Tehuacán, San Pedro Cholula, Quecholac, Ajalpan, Libres, Zacatlán, Coronango, Izúcar de Matamoros, Zapotitlán, Xuitetelco, Atlixco, Naupan, Palmar de Bravo, Amozoc, Huauchinango, Tlatlauquitepec, Guadalupe Victoria, Acatzingo, Tepeaca, Vicente Guerrero, Tepanco de López, Zacapoaxtla, Cañada Morelos, Huitzilan de Serdán, Chichiquila, Cuetzalan del Progreso, Tlacotepec de Benito Juárez, Ocoyucan
Querétaro	Pedro Escobedo, Ezequiel Montes, San Joaquín, Amealco de Bonfil, Tolimán, Peñamiller, Landa de Matamoros, Cadereyta de Montes, Arroyo Seco, Huimilpan, Pinal de Amoles, Jalpan de Serra, Querétaro, Corregidora, San Juan del Río
Quintana Roo	Benito Juárez, Othón P. Blanco, Bacalar, Solidaridad, Felipe Carrillo Puerto, Lázaro Cárdenas, José María Morelos, Isla Mujeres
San Luis Potosí	Rioverde, Xilitla, Tamazunchale, Ciudad Valles, Huehuetlán
Sinaloa	Culiacán, Navolato, Sinaloa, Guasave, Angostura
Sonora	Hermosillo, Caborca, Cananea, San Luis Río Colorado, Etchojoa, Cajeme
Tabasco	Macuspana, Cunduacán, Cárdenas, Balancán, Centro, Emiliano Zapata
Tamaulipas	Nuevo Laredo, Victoria, Matamoros, Altamira, Reynosa, Ciudad Madero, San Fernando
Tlaxcala	Zacatelco, Atlangatepec, Chiautempan, Apizaco, Papalotla de Xicohténcatl
Veracruz de Ignacio de la Llave	Córdoba, Orizaba, Tlacotalpan, Teocelo, Boca del Río, Papantla, San Andrés Tuxtla, Coatepec, Xalapa, Veracruz, Cosoleacaque
Yucatán	Kanasín, Ticul, Umán, Tizimín, Progreso, Maní, Tzucacab, Río Lagartos, Motul, Temozón, Tekax
Zacatecas	Guadalupe, Sombrerete, Miguel Auza, Fresnillo, Nohistlán de Mejía

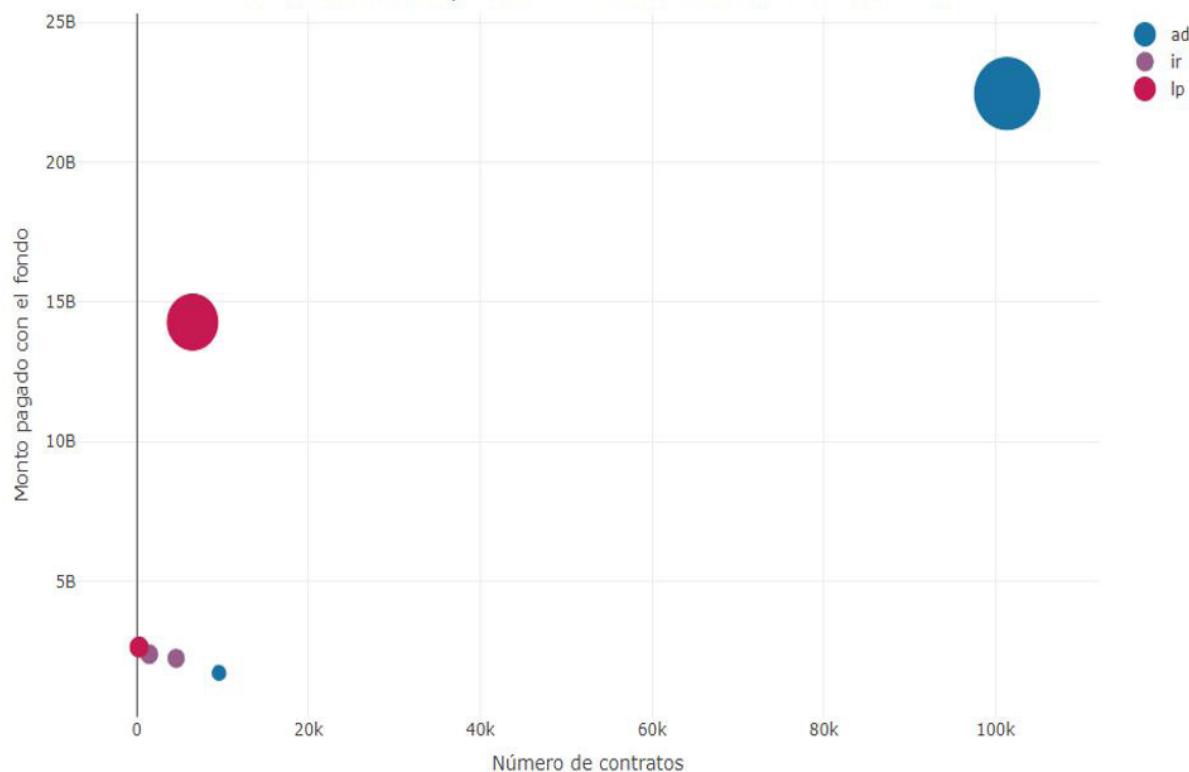
ANEXO 2. FRECUENCIA Y MONTO DE CONTRATOS ESTATALES Y MUNICIPALES POR TIPO DE PROCEDIMIENTO



Número de contratos estatales por tipo de procedimiento en la muestra



Relación número y monto de contratos estatales en la muestra



ANEXO 3. CONTRATOS ESTATALES ANALIZADOS. FRECUENCIA POR TIPO DE PROCEDIMIENTO – ESTADOS

	<i>Adjudicación directa</i>	<i>Invitación restringida</i>	<i>Licitación pública</i>
	<i>Frecuencia</i>	<i>Frecuencia</i>	<i>Frecuencia</i>
Aguascalientes	766	108	200
Baja California	865	33	80
Baja California Sur	386	15	22
Campeche	4767	167	44
Chiapas	3364	251	314
Chihuahua	1496	21	375
Ciudad de México	1120	217	185
Coahuila de Zaragoza	233	25	31
Colima	66	14	4
Durango	692	38	75
Guanajuato	34892	183	567
Guerrero	1608	92	12
Hidalgo	1259	59	361
Jalisco	2545	263	736
México	18793	1597	1979
Michoacán de Ocampo	397	26	5
Morelos	3123	55	84
Nayarit	429	28	24
Nuevo León	2615	5	126
Oaxaca	8086	229	579
Puebla	749	751	205
Querétaro	2134	164	52
Quintana Roo	724	13	64
San Luis Potosí	3347	384	27
Sinaloa	1249	183	21
Sonora	151	0	8
Tabasco	2995	491	217
Tamaulipas	482	263	14
Tlaxcala	5359	76	42
Veracruz de Ignacio de la Llave	4349	229	148
Yucatán	954	43	89
Zacatecas	941	25	98

ANEXO 4. CONTRATOS MUNICIPALES ANALIZADOS. FRECUENCIA POR TIPO DE PROCEDIMIENTO – ESTADOS

	<i>Adjudicación directa</i>	<i>Invitación restringida</i>	<i>Licitación pública</i>
	<i>Frecuencia</i>	<i>Frecuencia</i>	<i>Frecuencia</i>
México	6338	187	1047
Baja California Sur	3183	2	0
Tamaulipas	1239	85	6
Ciudad de México	1181	162	131
Oaxaca	1070	88	7
Michoacán de Ocampo	1068	16	2
Guanajuato	995	11	14
Tlaxcala	789	37	10
Hidalgo	642	9	13
Puebla	599	1241	136
Baja California	584	10	93
Chiapas	546	22	18
Querétaro	389	20	10
Guerrero	361	28	68
San Luis Potosí	349	28	2
Campeche	337	0	0
Tabasco	296	86	34
Yucatán	255	33	7
Aguascalientes	249	9	3
Jalisco	227	22	252
Quintana Roo	225	3	3230
Sinaloa	225	2	6
Zacatecas	134	5	6
Nuevo León	126	38	45
Chihuahua	113	1	5
Sonora	112	33	18
Durango	108	28	11
Colima	106	1	0
Veracruz de Ignacio de la Llave	88	83	0
Coahuila de Zaragoza	77	66	3
Nayarit	8	0	0
Morelos	4	1	0

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aidt, T. S. (2009). Corruption, Institutions and Economic Development. *Oxford Review of Economic Policy*, 25(2), 271-291. <https://doi.org/10.1093/oxrep/grp012>
- Auriol, E. (2006). Corruption in procurement and public purchase. *International Journal of Industrial Organization*, 24(5), 867-885. <https://doi.org/10.1016/J.IJINDORG.2005.11.001>
- Bello-Gómez, R. A. y Avellaneda, C. N. (2024). Conclusion: worldwide challenges for subnational governance. En C. N. Avellaneda y R. A. Bello-Gómez (eds.), *Handbook on Subnational Governments and Governance* (pp. 393-399). Edward Elgar Publishing.
- Casier, L. y Ruete, M. (2020). *Avanzando hacia compras públicas estratégicas en América Latina y el Caribe*. Secretaría General de la Organización de los Estados Americanos e Instituto Internacional de Desarrollo Sostenible. <https://www.oas.org/ext/DesktopModules/MVC/OASDnnModules/Views/Item/Download.aspx?type=1&id=532&lang=2>
- Celentani, M. y Ganuza, J.-J. (2002). Corruption and competition in procurement. *European Economic Review*, 46(7), 1273-1303. [https://doi.org/10.1016/S0014-2921\(01\)00147-7](https://doi.org/10.1016/S0014-2921(01)00147-7)
- Cetina, C. y Constatín, P. (2022). Desenredar la corrupción desde el análisis de redes. *Blog del Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe*. <https://www.caf.com/es/blog/desenredar-la-corrupcion-desde-el-analisis-de-redes/>
- Costa, L. da F. (2021). *Real-Valued Jaccard and Coincidence Based Hierarchical Clustering*. HAL Open Science. <https://hal.science/hal-03411498v2>
- Demey, J., Pla, L., Vicente Villardon, J. L., Di Rienzo, J. A. y Casanoves, F. (2011). Medidas de distancia y similitud. En F. Casanoves, L. Pla y J. A. Di Rienzo (eds.), *Valoración y análisis de la diversidad funcional y su relación con los servicios ecosistémicos* (pp. 47-59). CATIE. https://www.researchgate.net/publication/260137073_MEDIDAS_DE_DISTANCIA_Y_SIMILITUD
- Fan, C. S., Lin, C. y Treisman, D. (2009). Political decentralization and corruption: Evidence from around the world. *Journal of Public Economics*, 93(1-2), 14-34. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2008.09.001>
- Fazekas, M., Tóth, I. J. y King, L. P. (2013). *Anatomy of Grand Corruption: A Composite Corruption Risk Index Based on Objective Data* [working papers n.º CRCB-WP/2013:02]. Corruption Research Center Budapest. <https://doi.org/10.2139/SSRN.2331980>
- Fazekas, M., Tóth, I. J. y King, L. P. (2016). An Objective Corruption Risk Index Using Public Procurement Data. *European Journal on Criminal Policy and Research*, (22), 369-397. <https://doi.org/10.1007/s10610-016-9308-z>
- Fazekas, M. y Kocsis, G. (2020). Uncovering High-Level Corruption: Cross-National Objective Corruption Risk Indicators Using Public Procurement Data. *British Journal of Political Science*, 50(1), 155-164. <https://doi.org/10.1017/S0007123417000461>
- Ferwerda, J., Deleanu, I. y Unger, B. (2017). Corruption in Public Procurement: Finding the Right Indicators. *European Journal on Criminal Policy and Research*, (23), 245-267. <https://doi.org/10.1007/s10610-016-9312-3>
- Fisman, R. y Miguel, E. (2010). *Economic Gangsters: Corruption, Violence, and the Poverty of Nations*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400834792>
- Hernández García, R. (2017). Áreas de oportunidad para mejorar los procesos de compras públicas: una visión práctica. *Revista Técnica sobre Rendición de Cuentas y Fiscalización Superior*, (10), 53-64.
- Holmes, L. (2019). ¿Qué es la corrupción? Grano de Sal.
- IMCO (2018). *Índice de Riesgos de Corrupción: El sistema mexicano de contrataciones públicas*. Instituto Mexicano para la Competitividad, A. C. <https://imco.org.mx/indice-riesgos-corrupcion-sistema-mexicano-contrataciones-publicas/>
- IMCO (2022). *Compras públicas estatales*. Instituto Mexicano para la Competitividad, A. C. <https://imco.org.mx/compras-publicas-estatales/>
- IMCO (2024). *Riesgos en las compras públicas a nivel federal*. Instituto Mexicano para la Competitividad, A. C. <https://imco.org.mx/riesgos-en-las-compras-publicas-a-nivel-federal/>
- Jaroonchokanan, N., Termsaithong, T. y Suwanna, S. (2022). Dynamics of hierarchical clustering in stocks market during financial crises. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, (607), artículo 128183. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2022.128183>
- Johnston, M. y Fritzen, S. (2020). *The conundrum of corruption: Reform for social justice*. Routledge.
- Klitgaard, R. (1984). Managing the fight against corruption: A case study. *Public Administration and Development*, 4(1), 77-98. <https://doi.org/10.1002/pad.4230040107>
- Levi, M. y Stoker, L. (2000). Political trust and trustworthiness. *Annual Review of Political Science*, (3), 475-507. <https://doi.org/10.1146/annurev.polisci.3.1.475>
- Lindstedt, C. y Naurin, D. (2010). Transparency is not Enough: Making Transparency Effective in Reducing Corruption. *International Political Science Review*, 31(3), 301-322. <https://doi.org/10.1177/0192512110377602>
- Ljubešić, N., Boras, D., Bakarić, N. y Njavro, J. (2008). Comparing measures of semantic similarity. *ITI 2008* [30th International Conference on Information Technology Interfaces, Cavtat, Croatia] (pp. 675-682). <https://doi.org/10.1109/ITI.2008.4588492>
- Maddila, S., RamasubbaReddy, S. y Govinda, K. (2020). Crime and Fraud Detection Using Clustering. En H. Saini, R. Sayal, R. Buyya y G. Aliseri (eds.), *Innovations in Computer Science and Engineering* [serie: Lecture Notes in Networks and Systems, vol. 103] (pp. 135-143). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-2043-3_17

- Marti, G., Nielsen, F., Bińkowski, M. y Donnat, P. (2021). A Review of Two Decades of Correlations, Hierarchies, Networks and Clustering in Financial Markets. En F. Nielsen (ed.), *Progress in Information Geometry. Signals and Communication Technology* (pp. 245-274). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65459-7_10
- MCCI (2020). *Riesgo de corrupción en los procedimientos de contratación de Petróleos Mexicanos y sus empresas productivas*. Mexicanos Contra la Corrupción y la Impunidad. <https://contralacorrupcion.mx/pemex-riesgo-de-corrupcion-en-procedimientos-de-contratacion/>
- Murtagh, F. y Contreras, P. (2012). Algorithms for hierarchical clustering: an overview. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(1), 86-97. <https://doi.org/10.1002/widm.53>
- Nieto-Morales, F., Peeters, R. y Lotta, G. (2024). Burdens, bribes, and bureaucrats: The political economy of petty corruption and administrative burdens. *Journal of Public Administration Research and Theory*, 34(4), 481-497. <https://doi.org/10.1093/jopart/muae010>
- Nieto-Morales, F. y Heyse, L. (2024). A configurational approach to positivity: analyzing pathways to success and achievement in public administration. En P. Lucas (ed.), *Pathways to Positive Public Administration: An International Perspective* (pp. 58-77). Edward Elgar Publishing.
- OECD (2023). *Public procurement performance: A framework for measuring efficiency, compliance, and strategic goals* [OECD Public Governance Policy Papers, n.º 36]. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/0dde73f4-en>
- Paredes, R. (2020). *Homologación de compras públicas en México*. Instituto Mexicano para la Competitividad A. C. <http://hdl.handle.net/11445/3939>
- Paulus, M. y Kristoufek, L. (2015). Worldwide clustering of the corruption perception. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, (428), 351-358. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.01.065>
- Peeters, R., Lotta, G. y Nieto-Morales, F. (2024). *Street-level bureaucracy in weak state institutions*. Policy Press.
- Pérez Mundaca, A. (2022). Corrupción en las contrataciones públicas: investigaciones recientes y tendencias de investigación. *Ciencia Latina: Revista Científica Multidisciplinaria*, 6(4), 1652-1670. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i4.2686
- Rodríguez-Olivari, D. (2025). The fight against corruption from a new technological paradigm. *Diálogo Político*. <https://dialogopolitico.org/special-edition-2025-artificial-democracy/the-fight-against-corruption-from-a-new-technological-paradigm>
- Rose-Ackermann, S. (2001). Desarrollo y corrupción. *Gestión y Análisis de Políticas Públicas*, (21), 5-21. <https://doi.org/10.24965/gapp.vi21.260>
- Salazar, A., Pérez, J. F. y Gallego, J. (2024). VigIA: Prioritizing public procurement oversight with machine learning models and risk indices. *Data & Policy*, (6), artículo e75. <https://doi.org/10.1017/dap.2024.83>
- Tola, V., Lillo, F., Gallegati, M. y Mantegna, R. N. (2008). Cluster analysis for portfolio optimization. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32(1), 235-258. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2007.01.034>
- Uribe-Gómez, J. A. (2021). ¿Puede la ciencia de datos ayudar a combatir la corrupción en la contratación pública? *Trilogía Ciencia Tecnología Sociedad*, 13(24), 1-11. <https://doi.org/10.22430/21457778.1952>
- Wachs, J., Yasseri, T., Lengyel, B. y Kertész, J. (2019). Social capital predicts corruption risk in towns. *Royal Society Open Science*, 6(4). <https://doi.org/10.1098/rsos.182103>
- Ware, G. T., Moss, S., Campos, J. E. y Noone, G. P. (2011). Corruption in Procurement. En A. Graycar y R. G. Smith (eds.), *Handbook of global research and practice in corruption* (pp. 65-121). Edward Elgar Publishing.