

LIV REUNIÓN ANUAL | NOVIEMBRE DE 2019

Transparencia y Corrupción: ¿Una Relación Bidireccional?

Alderete, María Verónica

Transparencia y corrupción: ¿una relación bidireccional?

María Verónica Alderete

IIESS (Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur), CONICET-Universidad Nacional de Sur (UNS); Departamento de Economía, UNS. San Andrés 800, (8000) Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina myalderete@iiess-conicet.gob.ar

Resumen

La transparencia y el derecho de acceso a la información pública son considerados esenciales para la participación democrática y la prevención de la corrupción. En los últimos años se ha estudiado más frecuentemente la corrupción como fin último que la transparencia. Sin embargo, hay cierta evidencia empírica del impacto de la corrupción sobre la transparencia. Este trabajo tiene como objetivo analizar si existe una relación bidireccional entre transparencia y corrupción, con énfasis en los determinantes de la transparencia. Con este fin, se utiliza una muestra de 93 países para estimar con datos correspondientes al 2018 un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM). Los resultados obtenidos indican que el desarrollo en TIC así como el grado de innovación explica la transparencia y apertura de datos en los países. A su vez, una mayor apertura de datos genera un menor nivel de corrupción. De esta manera, la transparencia ejerce un efecto moderador del impacto de las TIC y la innovación sobre la corrupción.

JEL: H11, L38, O38

Palabras claves: transparencia, corrupción, datos abiertos, TIC

Abstract

Transparency and the right to access public data are critical to support democratic participation and to prevent corruption. During the last years, corruption has been studied as a final goal more often than transparency. However, some empirical evidence shows the corruption impact on transparency. The objective of this paper is analysing if there is a bidirectional relationship between transparency and corruption, by focusing on the determinants of transparency. To achieve this goal, a 93-countries sample is used to estimate a Structural Equation Model (SEM) for the year 2018. Results obtained show that ICT development and innovation explain transparency and open data among countries. At the same time, a greater opening data leads to lower corruption levels. In this way, transparency represents a moderator effect in the relationship between ICT development and innovation, and corruption.

Keywords: transparency, corruption, open data, ICT

Introducción

Tanto la transparencia como la lucha contra la corrupción son elementos importantes de los gobiernos democráticos (Valle Cruz et al, 2016; Gil García et al, 2007). Actualmente, los países se esfuerzan por ser transparentes para ganar la confianza de los

ciudadanos (Park 2011) y contrarrestar así el efecto negativo de la corrupción. En el pasado, los gobiernos proveían información y datos sólo en los casos en que eran solicitados y bajo cierta discrecionalidad, basados en una perspectiva pasiva. Sin embargo, hoy en día a los gobiernos se les demanda adoptar una actitud más activa al respecto.

Si bien el principio de transparencia es uno de los tres principios del nuevo paradigma de gobierno abierto, junto con participación ciudadana y colaboración, Piotrowski (2017) argumenta que la transparencia de gobierno equivale prácticamente al paradigma de gobierno abierto dada su importancia. La creciente demanda por transparencia de los gobiernos surge como consecuencia de los siguientes factores: el derecho de acceso a la información pública es una de las demandas fundamentales de los sociedades democráticas (Pasquier y Villeneuve, 2007). En segundo lugar, la transparencia es una de las medidas prácticas adoptadas para enfrentar la corrupción y la lucha contra el comportamiento corrupto promoviendo la vigilancia de los ciudadanos (Florini, 2007). Por último, la transparencia posee un efecto positivo en la confianza y la rendición de cuentas (Rawlins, 2008; Head, 2006).

En general, se ha estudiado la relación entre corrupción y transparencia siendo la corrupción el fin último. Sin embargo, este trabajo constituye un aporte a la evidencia empírica al encontrar que en países con niveles de corrupción por encima del promedio, la corrupción también constituye un factor que impacta en las iniciativas de transparencia o apertura de datos.

A partir de datos correspondientes a niveles de corrupción (medido por el Corruption Perception Index) y de apertura de datos (Global Open Data Index), se observa que ciertos países corruptos tienen niveles de apertura similares a países menos corruptos. En otras palabras, hay países que teniendo el mismo nivel de apertura, algunos presentan altos niveles de corrupción y otros bajos (ej Argentina y Noruega). Luego, se presenta el siguiente interrogante: Los países más corruptos usan la transparencia como medida de señalización, para demostrar los esfuerzos por ser menos corruptos?

El supuesto lógico es que la mayor corrupción generará menores niveles de transparencia, ya que los gobiernos tendrían una aversión a cualquier política que atente contra tal forma de política. Sin embargo, este trabajo encuentra una relación en sentido opuesto, donde la corrupción y la transparencia varían en la misma dirección, siendo este resultado atribuido a los países con niveles de corrupción alto.

El presente trabajo se centra en analizar los factores que inciden en los niveles de apertura de datos de los países teniendo en cuenta que la apertura de datos públicos incrementa la transparencia sobre las administraciones y sus actuaciones. Qué factores motivan las políticas o medidas orientadas a ser más transparentes por parte de los países? Con este fin, se pretende confirmar una serie de relaciones abordadas por la bibliografía, si el nivel de desarrollo en Tecnologías de la Información y la Comunicación (IDI), el nivel de innovación y el grado de corrupción de un país explican los niveles de transparencia. En particular, se explora si existe una relación bidireccional entre corrupción y transparencia. Mediante el uso de datos de corte transversal correspondientes al año 2018 para una muestra de 93 países, se estima un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM).

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En primer lugar, se expone el marco teórico que da sustento a las hipótesis planteadas. En segundo lugar, se describen los datos y la metodología utilizada para confirmar las hipótesis propuestas. En tercer lugar, se presentan los resultados y por último, las conclusiones.

2. Marco teórico

La transparencia es generalmente definida como el flujo de información abierta. La búsqueda de transparencia es uno de los motivos por los cuales los gobiernos realizan la apertura de datos (Nacke y Cellucci, 2013). La literatura sobre transparencia en la relación entre gobierno y gobernados o ciudadanos ha enfatizado sobre este noción de apertura (Holzner y Holzner, 2006; Piotrowski, 2007).

La transparencia de gobierno es el grado en que un gobierno u otra institución política pública comparte información sobre sus acciones y procedimientos con el fin de informar a los ciudadanos acerca de lo que están haciendo como institución (Calland y Bentley, 2010; Kolstad y Wiig, 2009). Mediante la transparencia es posible que los ciudadanos y otras partes interesadas puedan controlar las iniciativas de gobierno y su legitimidad, con vistas a lograr una sociedad más democrática y en mejor funcionamiento (Attard et al., 2015). Al respecto, se distinguen dos dimensiones relevantes de la transparencia y el acceso ciudadano a la información pública: la transparencia activa (que vuelve operativo el deber del Estado de proveer información) y la transparencia pasiva (que vuelve operativo el derecho de acceso a la información) (Noveck, 2017).

Ha sido ampliamente aceptado que el acceso a la información pública y la disponibilidad de datos abiertos de gobierno promueve la transparencia pública y potencialmente contribuye a incrementar los niveles de rendición de cuentas y control social de un país (Granichas, 2014). De hecho, la transparencia requiere de dos condiciones necesarias y suficientes: la visibilidad de la información y la habilidad de extraer conclusiones adecuadas de ésta (Michener y Bersch, 2013).

Una de las primeras razones que motivaron el desarrollo de iniciativas de datos abiertos de gobierno ha sido el tema de la corrupción (Attard, 2015). Tal como muestran varios índices de corrupción, tales como el Global Corruption Barometer o el Corruption Perception Index, la corrupción puede ser identificada en los procesos democráticos y legales de varios países. Transparencia Internacional define la corrupción como el mal uso del poder público para obtener beneficios privados. Como resultado de la misma, la gente pierde confianza en instituciones claves tales como los partidos políticos, la justicia o la policía.

Para algunos autores, la transparencia no puede ser considerada como un fin en sí mismo (Zuiderwijk et al., 2014). Esto justifica analizar la bidireccionalidad de la relación entre transparencia y corrupción. Mientras tanto, las condiciones tradicionales tales como los factores económicos y políticos ejercen determinados efectos sobre la corrupción.

2.1. Relación entre transparencia y corrupción

De transparencia a corrupción

La iniciativas de datos abiertos de gobierno que se basan en el principio de transparencia, junto con la participación ciudadana y la colaboración, tienen el potencial de mejorar la rendición de cuentas y reducir la corrupción (Attard et al., 2015). Varios

autores han evidenciado una relación negativa entre transparencia y corrupción (Nam, 2018; Attard, 2015; Choi, 2014; Granickas, 2014; Michener y Bersch, 2013; Berlot et al, 2010). Es decir, que la transparencia se convierte en una herramienta eficaz en la lucha de la corrupción o como instrumento para la anticorrupción.

Según esta lógica, la transparencia es analizada como una variable independiente para explicar la corrupción y la rendición de cuentas (Michener y Bersch, 2013). Sin embargo, a pesar de ser un instrumento para combatir la corrupción, la mayoría de los portales de datos abiertos de gobierno relevados por algunos autores han sido menos relevantes para concretar este objetivo, lo cual reduce las oportunidades de lograr reducir la corrupción (Murillo, 2015; Zuiderwijk et al., 2015).

Más recientemente, Nam (2018) analiza si el gobierno electrónico influye sobre el nivel de corrupción basado en un estudio de corte transversal, considerando diferencias internacionales a nivel político, económico y cultural. Nam (2018) encuentra entre sus resultados principales que la madurez en los servicios de gobierno electrónico contribuye a controlar la corrupción. Por otra parte, la cultura ejerce un efecto moderador en tal relación, con un efecto decreciente en aquellas culturas con desigual distribución del poder y que evitan la incertidumbre. El autor emplea un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) utilizando indicadores a nivel global de tales variables.

Hipótesis 1: cuanto mayor es la transparencia de un país, menor es su nivel de corrupción.

De corrupción a transparencia

Tal como Michener y Bersch (2013) han indicado, la transparencia es frecuentemente utilizada como una variable independiente para explicar cuestiones como la corrupción, pero es menos frecuente que sea examinada como un objetivo en sí mismo (Harrison y Sayogo, 2014). En esta línea, algunos autores identifican a la corrupción como uno de los problemas principales que desencadenan o provocan las iniciativas de datos abiertos.

El gobierno electrónico, aunque no es sinónimo de transparencia, constituye uno de los canales para concretar las políticas de transparencia (Choi, 2014). En este marco, el gobierno electrónico ha sido considerado una manifestación importante de los esfuerzos nacionales por la anticorrupción (Choi, 2014; Bannister and Connolly, 2011). Por otro lado, cuando menor es la corrupción, el problema del principal- agente- cliente que caracteriza a los países corruptos (Klitgaard, 1988) es reducido o mitigado al generar menores asimetrías de información y por lo tanto, mayor transparencia.

Dawes et al. (2016) identifica una lista de autores que mencionaron los riesgos y barreras socio-técnicas presentes en la apertura de datos (Barry y Bannister, 2014; Janssen et al., 2012; Martin et al., 2013; Zuiderwijk et al., 2012). Entre los riesgos y barreras se pueden encontrar la resistencia al cambio o aversión al riesgo, la falta de comunicación con los usuarios ciudadanos, desatención hacia las diferencias entre niveles gubernamentales, falta de recursos para financiar los programas de OGD, y falta de conocimiento contextual y técnico de los usuarios. Asimismo, se halla que un porcentaje alto de las iniciativas de datos abiertos son desarrolladas por el lado de la transparencia activa siendo más escasos los casos por el lado de la transparencia pasiva. Desde el punto de vista de la transparencia pasiva, los ciudadanos poseen incentivos a solicitar información y datos abiertos siempre que los beneficios del uso de los mismos

sean positivos y generen innovaciones por agentes externos al gobierno. Este trabajo emplea la corrupción como variable proxy para mensurar la resistencia al cambio o aversión al riesgo ante la apertura de datos y las políticas de transparencia. A partir de esta revisión se esgrime la siguiente hipótesis:

Hipótesis 2: Cuanto más corrupto es un país, mayor es la resistencia al cambio por más transparencia, y menor la apertura de datos.

2.2. Relación entre innovación y transparencia

Si los beneficios esperados del uso de los datos abiertos por parte de agentes externos al gobierno implican una mayor capacidad de innovación, los países que sean más innovadores es probable que sean los más avanzados en datos abiertos y transparencia. En esta línea, Alderete (2018) observa que los mayores niveles de innovación en un país están relacionados con una mayor apertura de los gobiernos o gobierno abierto, y por lo tanto, con una mayor apertura de datos. Según el autor, y basado en el fundamento teórico de la Sociedad del Conocimiento y del Modelo de Cuádruple Hélice (Carayannis et al., 2012), tanto los mayores niveles de actividad económica como de innovación de un país fomentan la apertura de datos. En resumen, los niveles avanzados de producción del conocimiento y el modelo de innovación fomentan la perspectiva de la sociedad del conocimiento, y de la democracia del conocimiento para la producción del conocimiento y la innovación.

Más aún, la naturaleza cerrada de la innovación en el sector público reduce las condiciones de transparencia, confianza y compromiso necesarias para llevar a cabo las innovaciones y en consecuencia, debilita la implementación y difusión de las innovaciones (Bommert, 2010). Según el autor, las innovaciones colaborativas (o abiertas como se conocen más recientemente) poseen ventajas respecto de las innovaciones cerradas del sector público en términos de menores riesgos y cuestiones asociadas a la transparencia, legimitidad, confianza y responsabilidad. Por ende, se plantea la siguiente hipótesis:

Hipótesis 3: cuanto más innovativo es un país, mayor es la apertura de datos.

2.3. Relación entre TIC y transparencia

El término transparencia ha ganado terreno con el surgimiento de uno de los principales medios o motores para lograr la transparencia, que es Internet (Michener y Bersch, 2013). En la medida que Internet torna más visible la información, posee un impacto significativo sobre la toma de decisiones, algunas de las cuales han tenido efectos negativos tales como las fugas de capitales (Michener y Bersch, 2013).

Los datos abiertos han sido un instrumento de política crucial en las administraciones públicas de todo el mundo caracterizadas por la difusión creciente de las nuevas TIC. Al respecto, el acceso a las TIC y uso de las TIC son conceptos que debe distinguirse. Para comprender esta diferencia resulta útil el término de brecha digital, que implica la desigualdad en el acceso a las TIC y en el uso de las TIC a nivel hogares o de países. En primer lugar, el concepto de brecha digital se refirió a la brecha entre los que tienen

acceso a Internet y aquellos que no (NTIA, 1990), y recibió el nombre de brecha digital de primer nivel. A medida que la gente pudo acceder crecientemente a Internet, este concepto se convirtió en la brecha digital de segundo nivel, referida a las desigualdades en el uso de Internet (Hargittai, 2003). Un país puede disponer de una infraestructura de telecomunicaciones adecuada (tales como redes de fibra óptica), pero si los individuos no poseen acceso a equipos como computadoras o celulares, incurren en una falta de acceso a las TIC. De igual forma, un país puede tener buena infraestructura y acceso a TIC, pero los habitantes hacen un uso reducido de las TIC por falta de habilidades digitales. Luego, avanzar en el desarrollo de las TIC depende de la combinación de tres factores: disponibilidad de infraestructura y acceso, uso de las TIC y capacidad de uso o habilidades (ITU, 2017).

Luego, el acceso a las TIC por sí solo no es condición suficiente para el desarrollo de un gobierno abierto y la apertura. La disponibilidad de tecnología podrá fomentar la apertura por el lado de la oferta (desde los gobiernos), pero el involucramiento ciudadano mediante participación o colaboración requiere también de un buen uso de las TIC y de habilidades digitales y de un conocimiento contextual y técnico de los usuarios. Aquellos ciudadanos más avanzados digitalmente serán los que probablemente soliciten más información y datos a los gobiernos (Banco Mundial, 2016; Ebbers et al, 2016; Van Deursen y Van Dijk, 2011).

Berlot et al (2010) reconocen a las TIC como instrumentos para crear una cultura de transparencia en las sociedades; en particular, analizan las actitudes culturales en torno a la transparencia. Dado que existen sistemas de TIC exitosos como promotores de transparencia en algunos países, éstos pueden ser considerados de referencia para su aplicación en otros países. Tal es el caso del sistema de compras ChileCompra que serviría de referencia tanto por su infraestructura tecnológica como por su estrategia de implementación. Otros países podrían modificar e implementar sistemas similares a éste sin realizar grandes inversiones.

Por otro lado, Valle cruz et al (2016) analizan el impacto del uso de las TIC sobre la transparencia de los gobiernos a nivel local en México con datos de percepción de los ciudadanos. Basados en el modelo TAM (Modelo de Aceptación de Tecnología) de Davis (1989), los autores encuentran que las tecnologías de mayor impacto son los sitios web, las redes sociales y la tecnología móvil.

A su vez, Murillo (2015) contribuye a comprender el rol de las modernas tecnologías orientadas a datos sobre la transparencia de gobierno, y subraya los efectos positivos y negativos que esto puede ocasionar para mejorar la gobernanza y la consolidación de la democracia. El autor encuentra que ninguno de los portales de gobierno estudiados ha brindado información útil o adecuados niveles de usabilidad en las áreas donde la corrupción está presente.

A su vez, Lio (2011) demuestra que los bajos niveles de adopción de Internet pueden ser una consecuencia de altos niveles de corrupción. En este marco, teniendo en cuenta la relación entre transparencia y TIC, los menores niveles de transparencia son un efecto indirecto de la corrupción. Como indica Lio (2011) el efecto estimado de la adopción de internet en la reducción de la corrupción puede estar sobreestimado si el problema de endogeneidad no es adecuadamente tratado.

Algunos autores han examinado el impacto de las TIC en el desarrollo del gobierno electrónico (Alderete, 2018; Siau y Long, 2009; Singh et al., 2007), aunque no directamente en la apertura de datos. Otros papers en la temática como Astrom et al. (2012) explican la participación ciudadana (que es uno de los principios de gobierno

abierto) en función de una serie de variables tales como desarrollo tecnológico, desarrollo humano y globalización entre otros. Más indirectamente, Ebbers et al.(2016) analiza la variable dependiente frecuencia de uso del sitio web para contactarse con el gobierno, e incluye como independiente las habilidades digitales; es lógico que las personas más hábiles digitalmente incurran en contacto desde el sitio web más frecuentemente. Sin embargo, los autores hallaron el resultado contrario, que las habilidades digitales no explican el canal de contacto con el gobierno. No basta con tener un mayor acceso y habilidades si no es posible hacer un uso efectivo de las tecnologías. Mediante el uso de las TIC los ciudadanos pueden tomar un rol activo en los procesos políticos (Aström et al., 2012). De esta forma, se plantea la hipótesis 4:

Hipótesis 4: cuanto es el desarrollo digital de un país, mayor es la apertura de datos.

3. Metodología y datos

Con el objeto de dar respuesta a las hipótesis establecidas, se plantea un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) para examinar las relaciones entre las variables bajo estudio. Un modelo estructural se caracteriza porque los parámetros del mismo son de naturaleza descriptiva así como de naturaleza causal (Bollen, 1989). Un elemento fundamental de estos modelos es el planteo de relaciones de causalidad entre las variables. Los modelos SEM son modelos estadísticos de naturaleza multivariante y se acompañan de la representación gráfica de las relaciones causales, el planteamiento de hipótesis y la concatenación de efectos entre variables. A partir del planteo teórico, se proponen hipótesis a partir de las cuales se estiman los parámetros. Se trata por lo tanto de modelos confirmatorios, ya que confirman a través de la muestra las relaciones planteadas (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010; Weston y Gore, 2006) mediante modelos de medida y modelos estructurales.

El modelo de medida formula las relaciones entre las variables observables y la variable latente introducida en el análisis, definiendo la variable latente como un "constructo" que no se puede observar ni medir directamente. En este trabajo no se incluyen variables latentes, todas son variables observables. Por otro lado, el modelo estructural es una generalización del modelo de regresión convencional mediante el cual se definen las relaciones causales entre las variables.

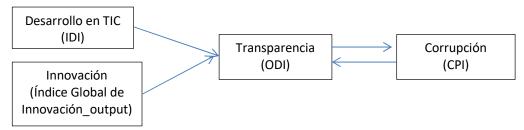
Los modelos SEM se diferencian de los modelos de regresión en que admiten errores de medida en las variables otorgándoles mayor flexibilidad (Ruiz et al., 2010). Otra de las ventajas del modelo es que permiten hipotetizar efectos causales y concatenar efectos entre variables, de manera que una variable dependiente puede convertirse a su vez en variable predictora de otra variable y estimar todos los efectos de manera simultánea, en lugar de hacerlo por fases (Ruiz et al., 2010). Otro punto fuerte es se puede proponer el tipo y la dirección de las relaciones que se espera encontrar entre las distintas variables, para luego estimar los parámetros especificados por las relaciones propuestas a nivel teórico.

Para cumplir los objetivos de este trabajo, a través del modelo SEM se pretende analizar si existe una relación bidireccional entre la transparencia y la corrupción, es decir si la transparencia afecta directamente los niveles de corrupción; y a su vez, si la corrupción afecta directamente a la transparencia de un país. En este marco, se pretende también

confirmar si la transparencia es explicada por el nivel de innovación y el desarrollo en términos de TIC de un país.

En el modelo SEM planteado (Figura 1), la variable Transparencia es la principal variable endógena dependiente y se explica por tres variables observadas.

Figura 1: Modelo a estimar



Fuente: elaboración propia.

Hay varios paquetes estadísticos desarrollados para estimar SEM, entre los cuales se pueden mencionar Lisrel, AMOS, M-Plus, EQS y SAS, entre otros. En este trabajo, para la estimación del modelo SEM se utilizó el software Stata 14. El modelo SEM estimado está basado en la matriz de covarianzas (CB-SEM por el nombre *Covariance Based* SEM). Esposito (2009) plantea que hay dos tipos de modelos SEM, conocidos como VB-SEM basados en la varianza, y CB-SEM basados en la covarianza. Estos dos modelos difieren en términos de: a) su aproximación estadística, conocidas como pruebas no paramétricas y paramétricas; b) el objetivo del estudio, sea exploratorio o confirmatorio, y, c) el algoritmo utilizado, ya sea GLE o Mínimos Cuadrados Generalizados y Estimador de Máxima Verosimilitud.

CB-SEM es un modelo SEM basado en la matriz de covarianza, mientras que PLS (Mínimos Cuadrados Parciales) es SEM basado en la matriz de varianzas (VB-SEM). CB-SEM tiene como objetivo testear la teoría, confirmar la teoría basado en los datos. En CB-SEM, los parámetros son estimados de tal forma que la diferencia entre la matriz de covarianza teórica y la matriz de covarianza estimada (basada en la muestra) sea mínima (Hair et al., 2011). Por otro lado, PLS-SEM busca desarrollar una teoría basada en las relaciones que emerjan; luego, es un modelo más exploratorio. El objetivo de PLS es similar a un modelo de regresión múltiple cuyo objetivo es maximizar la varianza explicada de los constructos dependientes. STATA software solo utiliza CB-SEM (Bernardes do Nascimento y da Silva Macedo, 2016).

En CB-SEM las medidas de bondad de ajuste surgen de la discrepancia entre la matriz de covarianza empírica y teórica (Hair et al., 2009), mientras que en PLS-SEM la discrepancia surge entre los valores observados y/o las variables latentes dependientes y los valores estimados del modelo (Hair et al., 2011). Luego, el uso adecuado de PLS-SEM depende de medidas o indicadores sobre la capacidad predictiva del modelo para juzgar las calidad o bondad de ajuste del modelo, tales como confiabilidad (reliability), varianza explicada (AVE), entre otros los cuales no son necesario en los modelos CB-SEM (Henseler et al., 2009).

A continuación se describen las variables que se utilizan en el modelo propuesto:

Variables dependientes

Transparencia: Se utiliza como medida el Índice de Datos Abiertos (ODI en inglés) que analiza el nivel de apertura de datos de los países. Se focaliza en la legibilidad, accesibilidad y calidad de la información y del motor de búsqueda. Es decir, el objetivo central del índice reside en verificar si los datos que se publican cumplen con un formato digital abierto y reutilizable. Las áreas analizadas son: el medio ambiente, los resultados electorales, el presupuesto, el transporte público, los lugares públicos, y las compras y licitaciones. El índice es publicado por *Open Knowledge International* para el año 2018.

Corrupción: medida por el Índice de Percepción de la Corrupción (CPI en inglés). CPI brinda información sobre las percepciones de los empresarios/emprendedores y de expertos nacionales respecto del nivel de corrupción del sector público. El índice varía en una escala de 0-100 donde 0 representa el mayor nivel de corrupción y 100 el menor nivel de corrupción. Fuente: Transparencia Internacional.

Los países que fueron incluidos en la muestra son 93 dado que las variables dependientes, ODI y CPI publican información en forma conjunta sólo para este conjunto de países. La Tabla 1 lista los países que fueron incluidos en el modelo.

Tabla 1: Países incluidos

Afganistán	Reino Unido	Pakistán	Venezuela
Albania	Grecia	Panamá	Zambia
Antigua y Barbuda	Guatemala	Paraguay	Zimbabue
Argentina	Guyana	Perú	
Australia	Hong Kong	Filipinas	
Austria	India	Polonia	
Bangladesh	Indonesia	Portugal	
Barbados	Irán	Puerto Rico	
Bélgica	Israel	Rumania	
Bután	Italia	Rusia	
Bolivia	Jamaica	San Cristobal y Nieves	
Bosnia y Herzegovina	Japón	Santa Lucia	
Botswana	Kenia	San Vicente y las Granadinas	
Brasil	Kosovo	Serbia	
Bulgaria	Latvia	Singapur	
Cambodia	Lesoto	Eslovaquia	
Camerún	Macedonia	Eslovenia	
Canadá	Malawi	SudAfrica	
Chile	Malasia	Suecia	
Colombia	México	Suiza	
Costa Rica	Montenegro	Taiwan	
Croacia	Mozambique	Tanzania	
República Checa	Myanmar	Tailandia	
Dinamarca	Namibia	Bahamas	
República Dominicana	Nepal	Trinidad y Tobago	

El Salvador	Países Bajos	Túnez	
Finlandia	Nueva Zelanda	Turquía	
Francia	Irlanda del Norte	Ucrania	
Alemania	Noruega	Estados Unidos	
Ghana	Oman	Uruguay	

Fuente: elaboración propia

Las variables independientes son:

Desarrollo en TIC: Desarrollo en Tecnologías de la Información y Comunicación. Se emplea como indicador el Índice de Desarrollo en TIC (*ICT Development Index* o IDI), publicado por la Unión Internacional de Telecomunicaciones (ITU). El IDI es el único parámetro sobre el nivel de desarrollo en TIC a nivel países en todo el mundo que permite comparaciones entre países y a lo largo del tiempo. El índice combina 11 indicadores de acceso a las TIC, de uso de las TIC y de habilidades (ITU, 2016).

Innovación: refleja el producto obtenido del proceso de innovación en los países. Se emplea el subíndice Output del Índice Global de Innovación. El índice Global de innovación tiene en cuenta todas las fases del proceso de innovación, desde los insumos hasta el producto. Por lo cual, se calcula como un promedio simple entre los subíndices de input y output. El subíndice de Output ofrece información de los outputs tales como el conocimiento y la tecnología y los productos creativos. No se utiliza el subíndice Input en este trabajo ya que no se enfoca en explicar las causas de la innovación. El subíndice input incluye los elementos que facilitan las actividades innovativas tales como instituciones, capital humano, infraestructura, etc., que, por otro lado, ya son contempladas por otras variables del modelo.

Cabe mencionar que no se incluyeron en la estimación del modelo otras variables independientes o de control tales como PBI y tamaño de la población ya que el índice ODI utiliza información de estas variables para su construcción. En particular, ODI incluye estadísticas provenientes de fuentes secundarias sobre tamaño de la población, PBI y empleo. Luego, su incorporación en el modelo implicaría un problema de endogeneidad.

Por otro lado, tampoco se incluyó información sobre educación, dado que el índice IDI también incluye en su construcción información sobre tasa de enrolamiento en la escuela secundaria y en el nivel terciario, así como años promedio de escolarización. En el caso de incluir educación en el modelo se incurriría en un problema de multicolinealidad.

Open Knowledge International ha modificado su metodología en el año 2016/2017 para el cálculo de la variable dependiente ODI. En años anteriores la variabilidad de ODI era muy baja, con valores coincidentes para muchos países, lo cual dificultaba el uso de la variable para las estimaciones, así como existían datos faltantes para muchos países. Por esta razón, se decidió trabajar con datos de corte transversal.

4. Análisis exploratorio descriptivo

Tal como se observa en la Tabla 1, los países incluidos en el estudio se caracterizan por tener un nivel de apertura de datos en torno a 0.36 en promedio, con un nivel de

corrupción próximo a 50, siendo el valor adquirido por los países menos corruptos de 88 y los más corruptos cercanos a cero. A su vez, los países tienen un Índice de desarrollo en TIC promedio de 5.74 y con un grado de innovación en productos de 56.

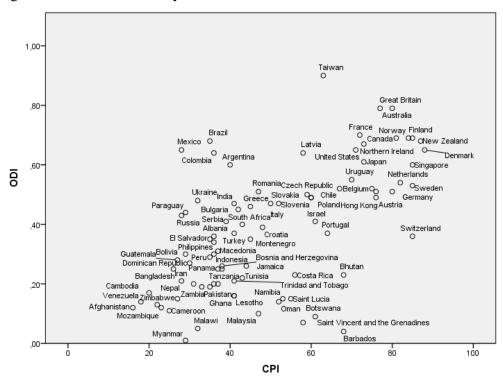
Tabla 1: Estadísticos descriptivos

Variable	Obs	Media	Std. Dev.	Min	Max
ODI	93	0.36957	0.209735	0.01	0.9
CPI	88	49.75	19.96103	16	88
IDI	87	5.745862	2.031931	1.74	8.74
Innova	78	56.26923	33.98077	1	119

Fuente: elaboración propia.

Teniendo en cuenta que las variables de interés son transparencia y corrupción, se realiza un gráfico de dispersión utilizando ambas variables para los países de la muestra bajo estudio. De la simple observación, se podría decir que a menor nivel de corrupción, mayor es la transparencia. Por otro lado, también se encuentran países con niveles similares de transparencia pero con valores divergentes en términos de corrupción, tales como Argentina, Brasil, México, entre otros comparado a Canadá, EEUU y Japón.

Figura 2: relación entre ODI y CPI



Fuente: elaboración propia.

4.1. Nivel de corrupción según grado de transparencia

A continuación, se realiza un análisis de comparación de medias para examinar si existen diferencias significativas entre grupos de países para las variables de interés. En primer lugar, comparamos los promedios de corrupción de los países más y menos transparentes.

Los países con un alto nivel de transparencia (con un índice ODI superior a la media), poseen un grado de corrupción más bajo (61.02) que el grupo de países con niveles de transparencia por debajo de la media (39.46). Esta diferencia en los niveles de corrupción promedio es estadísticamente significativa de acuerdo a la prueba ANOVA (p=0.000).

Tabla 2: Comparación de media de corrupción según nivel de transparencia

ODI	Media	N	Desviación estándar
menor a la media (0,37)	39.46	46	14.532
mayor a la media (0,37)	61.02	42	19.095
Total	49.75	88	19.961

Fuente: elaboración propia

4.2. Grado de transparencia según nivel de corrupción

Por otro lado, también se observa que los países con un bajo nivel de corrupción (con un índice CPI superior a 50), poseen un grado de transparencia más alto (48.95) que el grupo de países con niveles de corrupción por debajo de la media (0.3002). Esta diferencia en los niveles de transparencia promedio también es estadísticamente significativa de acuerdo a la prueba ANOVA (p=0.000).

Tabla 3: Comparación de media de transparencia según nivel de corrupción

СРІ	Media	N	Desviación estándar
menos de 50 (más corruptos)	.3002	51	.15788
más de 50 (menos corruptos)	.4895	37	.22093
Total	.3798	88	.20821

Fuente: elaboración propia

Ante estos resultados obtenidos del análisis exploratorio descriptivo, se pretende luego confirmar si los niveles de transparencia de un país se explican por el nivel de desarrollo en Tecnologías de la Información y la Comunicación, el nivel de innovación y el grado

de corrupción. En particular, se explora si existe una relación bidireccional entre corrupción y transparencia.

5. Resultados

El modelo SEM estimado consta de dos variables endógenas: transparencia y corrupción, y dos variables exógenas: IDI e Innova. Toda ellas son variables observadas, no hay presencia de variables latentes. Dado que en 16 casos se observaron datos faltantes, la estimación del modelo se efectúo sobre la base de 77 observaciones o países para los cuales la información de las variables es completa.

5.1. Identificación del modelo

El modelo está identificado si el número de parámetros a estimar es menor o igual al número de observaciones; es decir si los grados de libertad son positivos. Los grados de libertas se calculan como: v(v+1)/2, donde v es el número de variables observadas (Schermelleh-Engel et al., 2003). En este caso, hay 4 variables observadas; luego los grados de libertad superan los parámetros (10>4) a estimar y el ajuste es aceptable.

5.2. Estimación del modelo

Tabla 4: Modelo SEM estimado

Estructural	Variable	coeficiente	Desvío standard	z	p> z
	CPI	-0.01523	0.004273	-3.57	0.000
Transparencia	IDI	0.1457	0.034611	4.21	0.000
(ODI)	Innovación	-0.00363	0.001552	-2.34	0.019
Corrupción (CPI)	ODI	116.0066	13.51494	8.58	0.000
Número de observaciones	77				
Log likelihood	-733.75696				

Fuente: elaboración propia.

En primer lugar, se refuta la hipótesis dos. El modelo estimado indica que a menor corrupción, menor apertura de datos; o, a mayor corrupción mayor apertura con un nivel de significancia del 1%. Este resultado es un hallazgo que contradice gran parte de la literatura empírica (Dawes et al., 2016; Barry y Bannister, 2014; Janssen et al., 2012; Martin et al., 2013; Zuiderwijk et al., 2012; Lio 2011; Klitgaard, 1988). Una posible

explicación de esta relación positiva entre corrupción y transparencia es que los países menos corruptos no ven la necesidad de diferenciarse o señalizarse, por ende no han sido tan activos en la apertura de datos porque gran parte de sus gobiernos ya es transparente. Por el contrario, los países más corruptos en su afán por demostrar lo contrario a los mercados, han implementado medidas de apertura de datos más activamente, ante un nivel inicial de transparencia bajo.

Por otro lado, el trabajo confirma la hipótesis 1, al constatarse que a mayor apertura o transparencia, menor es la corrupción; o a menor apertura, mayor corrupción. De esta manera se siguen los resultados de varios autores (Nam, 2018; Attard, 2015; Choi, 2014; Granickas, 2014; Michener y Bersch, 2013; Berlot et al, 2010). Es decir, que la transparencia se convierte en una herramienta eficaz en la lucha contra la corrupción o como instrumento de anticorrupción.

A su vez, se confirma la hipótesis 4 respecto al impacto positivo del desarrollo en TIC sobre la transparencia. Este resultado concuerda con Michener y Bersch (2013) y la evidencia empírica sobre la importancia de las habilidades digitales para el ejercicio de la transparencia (Banco Mundial, 2016; Ebbers et al, 2016; Van Deursen y Van Dijk, 2011). A su vez, se condice con hallazgos obtenidos sobre el efecto de las TIC en áreas afines tales como gobierno electrónico (Siau y Long, 2009; Singh et al., 2007) y participación ciudadana (Astrom et al., 2012).

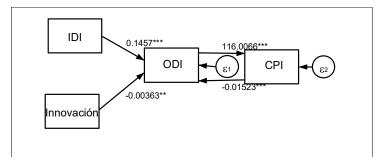
Por otra parte, el modelo también halla un efecto estadísticamente significativo de la innovación sobre los niveles de transparencia (hipótesis 3). Sin embargo, el signo hallado es contrario al supuesto, la innovación adquiere un impacto negativo en la apertura de datos. Luego, cuanto mayor nivel de innovación presenta un país (medido por los resultados de innovación, como patentes, licencias, etc.) menor es la apertura de datos y transparencia. Un posible argumento de este resultado es que el desarrollo de la innovación requiere de inversiones importantes tanto en capital humano como financiero, ante lo cual los incentivos a captar rentas a futuro resultan cruciales. Luego, en la primera etapa del proceso de creación de conocimiento se incentiva el desarrollo de poder de monopolio y a generar conocimiento a partir de la disponibilidad de activos intangibles (Simó y Sallán, 2008) que son difíciles de replicar.

En este marco, la apertura de datos generaría un efecto contrario ya que impide que el producto de la innovación sea exclusivo, y por lo tanto, reduce la posibilidad de percibir rentas o ganancias extraordinarias. Una de las posibles razones del signo negativo es el carácter "competitivo" entre innovar y abrir los datos (salvo en el caso de innovaciones abiertas). Desde el punto de vista de las innovaciones abiertas, el signo podría llegar a ser positivo. La evidencia empírica demuestra que a pesar de la gran difusión del paradigma de gobierno abierto (conocido como OGP en inglés), las innovaciones a través de datos abiertos no son frecuentes (Jetzek, 2017).

Por otra parte, dada la significatividad del efecto de la apertura de datos sobre la corrupción, se puede inferir que la transparencia (y apertura de datos) ejerce un rol moderador del impacto del desarrollo en TIC y de la innovación sobre los niveles de corrupción (ver Figura 3). Es decir, tanto la innovación como el desarrollo tecnológico inciden indirectamente en el grado de corrupción a través de su relación con la transparencia. Luego, es posible calcular los efectos indirectos de tales variables:

Efecto indirecto de IDI sobre CPI=0.1457*116.0066= 16.9 Efecto indirecto de Innovación sobre CPI=-0.00363*-0.01523=0.00005 El efecto indirecto del desarrollo tecnológico sobre la corrupción es de signo positivo, luego cuanto más desarrollo en TIC tiene un país es menos corrupto. Por otro lado, el efecto indirecto de la innovación sobre la corrupción es de signo positivo, es decir que cuanto más innovativo es un país, menor es el nivel de corrupción.

Figura 3: Modelo estimado



Fuente: elaboración propia.

5.3. Bondad de ajuste del modelo

Para determinar la bondad de ajuste del modelo, se analizan los valores obtenidos en determinados estadísticos, entre los que se destacan: χ2 (chi cuadrado) y el valor p asociado, RMSEA (*Root Mean Square Error of Approximation*) y el intervalo de confianza asociado, SRMR (*Standarized Root Mean Square Residual*) (Schermelleh-Engel et al., 2003).

Tabla 5: Bondad de ajuste del modelo estructural

Estadístico	Valor	Descripción
Ratio de verosimilitud		
chi2_ms(1)	0.018	Modelo vs. saturado
p > chi2	0.893	
chi2_bs(5)	165.119	Base vs. saturado
p > chi2	0.000	
Error poblacional		
		Raíz del error cuadrático de
RMSEA	0.000	aproximación
90% CI, límite inferior	0	
Límite superior	0.141	
Pclose	0.903	Probabilidad RMSEA <= 0.05
Tamaño de residuos		Raíz del error cuadrático medio
SRMR	0.001	estandarizado

CD	-0.61	Coeficiente de determinación

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 5 se observa que el valor del estadístico Chi-cuadrado alcanza un valor X^2 =0.018, con un p-value p=0.893. Dado que 0.05 el modelo global presenta una bondad de ajuste buena o correcta. A su vez, el Error de Aproximación Cuadrático Medio (RMSEA) es un conocido descriptivo cuyo valor es cero (inferior a 0.05) indicando que el ajuste es también bueno. Asimismo, esta conclusión se corrobora a partir del análisis del valor obtenido por el límite inferior del intervalo de confianza del 90 % (inferior a 0.05).

Por otra parte, se puede examinar la raíz cuadrada media residual estandarizada (SRMR) que consiste en medir de forma general la "Maldad" de Ajuste (en contraposición a bondad de ajuste) a partir de los residuos ajustados (Bentler, 1995). En principio, valores cercanos a cero indican que el ajuste es correcto. En general, se acepta como regla que si SRMR adquiere un valor inferior a 0.05 es posible afirmar que el ajuste es bueno.

5.4. Estimación del modelo en sub-muestras

Para brindar un análisis más profundo y dar robustez a este resultado, luego se segmenta la muestra de países por niveles de corrupción. A continuación, se discrimina o segrega a la muestra entre los países de alta corrupción y los de baja corrupción, y estima nuevamente el modelo para cada uno de los subgrupos según nivel de corrupción.

Tabla 6: Modelo SEM por grupo de países

Variables		Baja corrupción		Alta corrupción	
Estructural		coeficiente	Z	coeficiente	Z
Transparencia	CPI	-0.01603	0.076	-0.02127	0.004
(ODI)	IDI	0.285646	0.018	0.10855	0.000
	Innova	0.00209	0.536	-0.0012	0.389
Corrupción (CPI)	ODI	63.14475	0.000	50.78983	0.000
LR test of model vs. saturated: chi2(1) = 0.93, Prob > chi2 = 0.3358		LR test of model vs. saturated: chi2(1) = 0.02, Prob > chi2 = 0.8799			
N=31			N=45		

Fuente: elaboración propia.

Se observa que en el grupo de los países menos corruptos, el efecto de la corrupción sobre la transparencia sólo es significativa con un nivel de significancia del 10% (inferior que en el grupo de alta corrupción). En este grupo de países, la transparencia es

un instrumento contra la corrupción pero no se verifica la relación inversa entre corrupción y transparencia para niveles de significancia más altos (1%, 5%). Por el contrario, en el grupo de países más corruptos, está variables tienen una relación bidireccional con un nivel de significancia del 1%.

La relación de corrupción a transparencia (negativa ya que CPI es un variable que aumenta de valor conforme disminuye la corrupción) es estadísticamente significativa a un nivel de significancia del 1% en los países de alta corrupción, o sea en el grupo de países donde se verifica que a mayor corrupción mayor apertura de datos; o a menor corrupción menor apertura de datos.

De la observación de las figuras 4 y 5, parecería que el gráfico de dispersión sigue un patrón diferente entre los grupos.

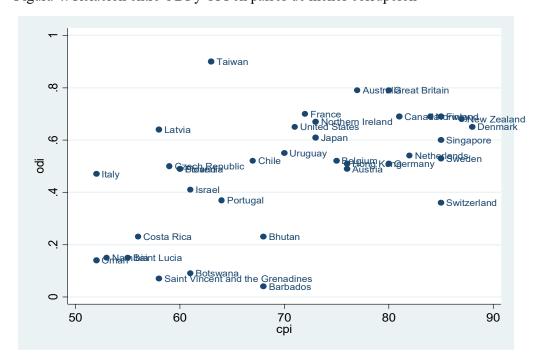
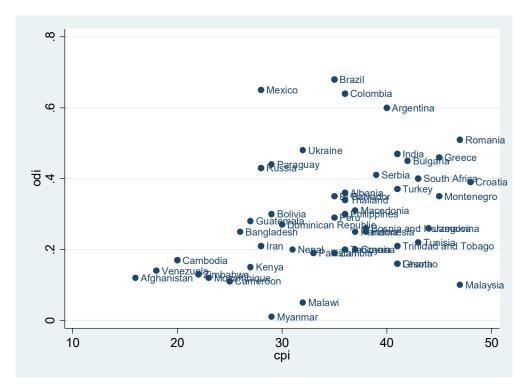


Figura 4: Relación entre ODI y CPI en países de menor corrupción

Fuente: elaboración propia

Figura 5: Relación entre ODI y CPI en países de mayor corrupción



Fuente: elaboración propia

6. Conclusiones

Tanto la transparencia como la apertura de datos son cuestiones claves para el desarrollo de las democracias contemporáneas. La transparencia no solamente es útil como instrumento para ganar confianza de los ciudadanos en los gobiernos sino como herramienta en la lucha contra la corrupción. Los resultados obtenidos confirman las hipótesis que se han planteado. Luego, un mayor desarrollo en TIC así como un menor grado de innovación generan una mayor transparencia y apertura de datos en los países. A su vez, una mayor apertura de datos genera un menor nivel de corrupción. De esta manera, la transparencia ejerce un efecto moderador del impacto de las TIC y la innovación sobre la corrupción.

Por otro lado, se puede constatar que a mayor nivel de corrupción mayor es la apertura de datos. Este resultado resulta comprensible en contextos o países de alta corrupción donde las políticas tendientes a mejorar la transparencia son instrumentos importantes para combatir la corrupción. Los países más corruptos utilizan las medidas de apertura de datos como señal de que pretenden modificar sus niveles de corrupción. Asimismo, cuanto menor es la corrupción es menos necesario ganar la confianza de los votantes con políticas de transparencia.

Entre las limitaciones del modelo planteado se encuentran que todas las variables utilizadas son índices compuestos. Una cuestión importante es que el índice ODI incluye información sobre PBI para su construcción, con lo cual se pierde información sobre el efecto neto del PBI sobre la corrupción. Estudios anteriores no han tenido en cuenta que el crecimiento económico puede influir en la corrupción ya que las mejores condiciones de vida y de ingresos son generalmente acompañadas de una calidad

creciente de las instituciones políticas (Gründler y Potrafke, 2019). Por otro lado, el estudio es de corte transversal, cuando sería útil desarrollar un modelo que capture la evolución en el tiempo de las variables para obtener una mejor estimación de causalidad. Este trabajo podría ser replicado a través del uso de indicadores alternativos de transparencia, así como mediante análisis en el tiempo para capturar más adecuadamente la relación de causalidad entre las variables transparencia y corrupción.

La interrelación hallada entre transparencia y corrupción deja constancia de que las políticas de apertura de datos deben ser acompañadas de políticas en la lucha por la anticorrupción ante la posibilidad de que ambas cuestiones sucedan en forma simultánea.

Referencias

Attard, J. Orlandi, F. Scerri, S. y Auer, S. (2015). A systematic review of open government data initiatives. *Government Information Quarterly*, 32 (4), 399-418,

Banco Mundial. (2016). Dividendos digitales. Panorama general. Recuperado de http://documents.worldbank.org/curated/en/658821468186546535/pdf/102724-WDR-WDR2016Overview-SPANISH-WebResBox-394840B-OUO-9.pdf

Berlot, J., Jaeger, P.T. y Grimes, J. (2010). Using ICTs to create a culture of transparency: E-government and social media as openness and anti-corruption tools for societies. *Government Information Quarterly* 27(3), 264–271.

Bernardes do Nacimento, J.C. y da Silva Macedo, M.A. (2016). Structural equation models using partial least squares: an example of the application of SmartPLS in accounting research. REPeC – Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade, 10 (3), 282-305

Bollen, K. A. (1989). Structural Equations with Latent Variables. New York: John Wiley & sons.

Calland, R. y Bentley, K. (2010). The impact and effectiveness of accountability and transparency initiatives: Freedom of information. Unpublished research paper, Institute for Development Studies, University of Sussex, UK.

Choi, J. W. (2014). E-government and corruption: A cross-country survey. World Political Science, 10(2), 217–236.

Ebbers, W. E., Jansen, M.G., y van Deursen, A. J. (2016). Impact of the digital divide on e-government: Expanding from channel choice to channel usage. *Government Information Quarterly* 33(4), 685–692.

Florini, A. (2007). *The Right to Know: Transparency for an Open World*. New York: Columbia University Press.

Granickas, K. (2014). Open data as a tool to fight corruption. European public sector information platform (ePSIplatform) topic report N° 2014/04, pp. 1-20.

Gründler, K., Potrafke, N. (2019). Corruption and economic growth: New empirical evidence. *European Journal of Political Economy*, doi: https://doi.org/10.1016/j.ejpoleco.2019.08.001.

- Harrison, T.M., y Sayogo, D.S. (2014). Transparency, participation, and accountability practices in open government: A comparative study. *Government Information Quarterly* 31(4), 513-525.
- Heald D (2006). *Varieties of transparency*. En: Hood C. y Heald D. (eds). Transparency: The Key to Better Governance?. New York: Oxford University Press, 25–43.
- Henseler, J., Ringle, C. M., y Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in international marketing*, 20, 277-319.
- Holzner B y Holzner L (2006). Transparency in Global Change: The Vanguard of the Open Society. Pittsburgh, PA: University of Pittsburgh Press.
- ITU (2016). *Measuring the information society report 2016*. Geneva: International Telecommunication Union.
- J.R. Gil-Garcia, I. Chengalur-Smith, y P. Duchessi (2007). Collaborative e-Government: impediments and benefits of information-sharing projects in the public sector. *European Journal of Information Systems*, 16(2), 121–133.
- Kolstad, I. y Wiig, A. (2009). Is transparency the key to reducing corruption in resource-rich countries? *World Development* 37(3), 521–532.
- Michener, G., y Bersch, K. (2013). Identifying transparency. *Information Polity*, 18, 233–242.
- Nacke, M. y Cellucci, M. (2013). La planificación estratégica: herramienta para la transparencia y la rendición de cuentas en el gobierno local. CIPPEC 2013.Documento de Trabajo Nº 107.
- Nam, T. (2018). Examining the anti-corruption effect of e-government and the moderating effect of national culture: A cross-country study. *Government Information Quarterly* 35, 273–282.
- Noveck, B. (2017). Rights-Based and Tech-Driven: Open Data, Freedom of Information, and the Future of Government Transparency, 19 Yale Hum. Rights & Development Law Journal, 19(1), 1-46. Disponible en: https://digitalcommons.law.yale.edu/yhrdlj/vol19/iss1/1
- Park, H. y Blenkinsopp, J. (2011). The roles of transparency and trust in the relationship between corruption and citizen satisfaction. *International Review of Administrative Sciences* 77(2), 254–274.
- Pasquier M y Villeneuve J-P (2007). Organizational barriers to transparency: A typology and analysis of organizational behavior tending to prevent or restrict access to information. *International Review of Administrative Sciences* 73(1), 147–162.
- Piotrowski SJ (2007). Governmental Transparency in the Path of Administrative Reform. Albany, NY: State University of New York Press.
- Rawlins BL (2008). Measuring the relationship between organizational transparency and employee trust. *Public Relations Journal* 2(2), 1–21.
- Ruiz, M. Á., Pardo, A y San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del psicólogo*, 31(1), 34-45.

Schermelleh-Engel K., Moosbrugger, H. y Müller, H. (2003). Evaluating the fit of Structural Equation Models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods Psychol Res Online*. 8(2), 23–74.

Valle-Cruza, D., Sandoval-Almazana, R. y Ramon Gil-Garcia, J. (2016). Citizens' perceptions of the impact of information technology use on transparency, efficiency and corruption in local governments. *Information Polity* 21, 321–334.

Van Deursen, A., y Van Dijk, J. (2011). Internet skills and the digital divide. *New Media & Society*, 13(6), 893–911.

Weston, R. y Gore, P. A. (2006). A brief guide to structural equation modeling. The Counseling Psychologist, 34(5), 719-751.

Zuiderwijk A, Janssen M, Poulis K, Kaa GV. Open data for competitive advantage: Insights from open data use by 706 companies. 16th Annual International Conference on Digital Government Research. 2015; 79-88.

Zuiderwijk, A., Helbig, N., Gil-García, J.R.A., y Janssen, M. (2014). Special issue on innovation through open data: Guest editors' introduction. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce* Research, 9, i–xiii.

APENDICE

Matriz de correlaciones

	ODI	CPI	IDI	innova
ODI	1			
CPI	0.5991*	1		
IDI	0.7321*	0.8031*	1	
innova	-0.7028*	-0.7862*	-0.8617*	1

Fuente: elaboración propia,