



ASOCIACION ARGENTINA
DE ECONOMIA POLITICA

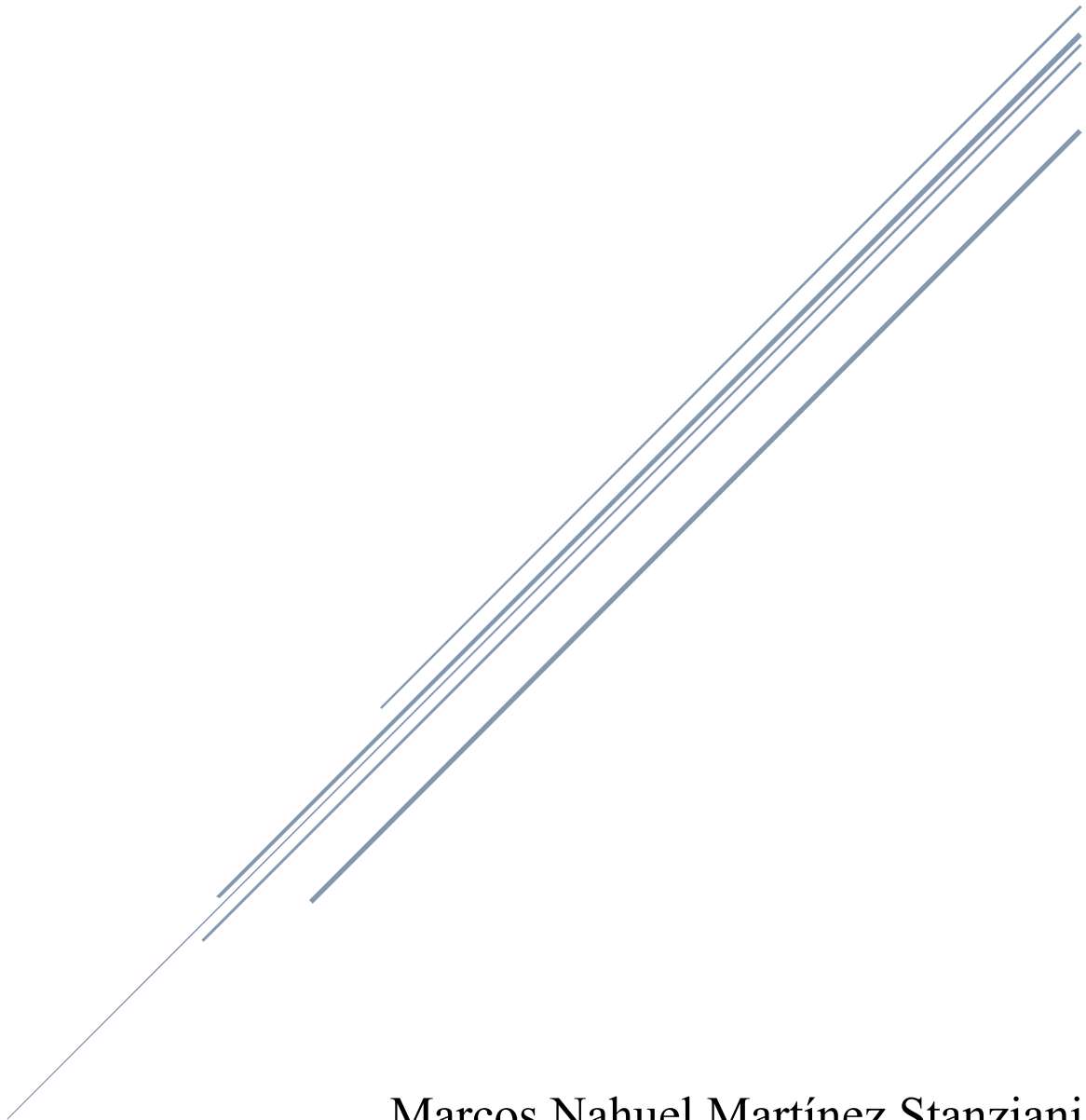
LV REUNIÓN ANUAL | NOVIEMBRE DE 2020

Índices de Ciudades Inteligentes: construcción y análisis de un indicador para la ciudad de Bahía Blanca

Martínez Stanziani, Marcos Nahuel

ISSN 1852-0022 / ISBN 978-987-28590-8-4

Índices de Ciudades Inteligentes: construcción y análisis de un indicador para la ciudad de Bahía Blanca



Marcos Nahuel Martínez Stanziani
Estudiante de Licenciatura en Economía en la Universidad Nacional del Sur

Resumen

Recientemente ha surgido el concepto de Ciudades Inteligentes como nuevas formas de urbanidad socialmente sostenibles. Su relevancia obedece a dos procesos: el crecimiento de la población, especialmente urbana, y la revolución digital, que propicia el uso e implementación de las Tecnologías de la Información y de la Comunicación (TIC) en las ciudades. En este sentido, los municipios cumplen un rol para atenuar la brecha digital brindando oportunidades de acceso a la población, promoviendo la participación y compromiso ciudadano y alentando la sostenibilidad en los asuntos públicos a través de soluciones basadas en el uso de las TIC. Aunque existen índices internacionales de ciudades inteligentes, éstos se centran en ciudades globales de países desarrollados. A su vez, la percepción de los ciudadanos respecto de las innovaciones urbanas ha comenzado a ser relevante. Luego, el objetivo de este trabajo es contribuir a la medición del grado de inteligencia de las ciudades. En particular, proponer un índice de Ciudad Inteligente con indicadores subjetivos (percepción ciudadana). Se utilizarán los datos disponibles de una encuesta para la ciudad de Bahía Blanca. El trabajo podrá ser replicado en otros municipios con similares características.

Introducción

Según la ONU (2018), la población urbana mundial crecerá aproximadamente un 60% entre 2015 y 2050. Teniendo en cuenta este crecimiento de las ciudades, es de esperar que se busque aminorar o explorar soluciones para enfrentar los problemas de la ciudadanía contemporánea. En este sentido, la implementación de las nuevas Tecnologías de la Información y de la Comunicación (TIC) permite evolucionar hacia ciudades inteligentes que pueden generar mejores soluciones en términos de participación y colaboración ciudadana, digitalización de los procesos de la Administración Pública, energía sostenible y uso sustentable de los espacios, entre otros.

Según la Unión Internacional de Telecomunicaciones (ITU), Argentina ocupa el puesto 51 en el Índice de Desarrollo en TIC (IDI) del año 2017 (ITU, 2018). Es el segundo país de América Latina en el ranking, luego de Uruguay. En Argentina el 75,8% de los individuos usa Internet, pero sólo el 17,8% posee una suscripción de banda ancha fija. Por el contrario, la suscripción de banda móvil está más difundida con un porcentaje del 80% (ITU, 2018). Estos datos reflejan la existencia de diferencias de acceso a las TIC, dado que no todos los hogares tienen acceso a computadoras y/o Internet. En este sentido, los

municipios cumplen un rol para atenuar esta brecha digital brindando oportunidades de acceso a toda la población, por ejemplo, mediante políticas de wifi gratuito en lugares públicos. Luego, las políticas que tiendan a universalizar el acceso a las TIC tendrán su consecuente impacto en la construcción de ciudades inteligentes (Lupiañez Villanueva y Faulí, 2017; Mora et al., 2017).

En este contexto resulta evidente la importancia de las Ciudades Inteligentes o *Smart Cities*, emplazamientos urbanos que buscan satisfacer las demandas de los habitantes y brindarles soluciones mediante el empleo de las TIC. Aún no es posible encontrar una definición del concepto que sea ampliamente aceptada entre los académicos que estudian a las ciudades inteligentes, ya que algunos de ellos se basan en una concepción con fuerte énfasis en el empleo de nuevas tecnologías, mientras que otros ponen el foco de la cuestión en el ciudadano y en la satisfacción de sus necesidades (Capellán et al., 2016).

Considerando que para que una ciudad sea verdaderamente inteligente es necesario que la misma se disponga a proporcionar mejoras en las diferentes esferas que involucra la vida de los ciudadanos, y que la referencia más fiable para evaluar qué problemas son menester es la opinión de los propios habitantes, se estudiarán los principales índices de ciudad inteligente existentes. Se investigarán los índices de mayor renombre que incluyen ciudades globales, con la finalidad de explorar el desempeño de las ciudades latinoamericanas consideradas por cada uno de ellos. Estos índices también serán analizados con el fin de determinar si incorporan o no indicadores de percepción ciudadana.

Luego, se confeccionará el Índice de Percepción de Ciudad Inteligente (IPCI) para la localidad de Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina. Éste índice será elaborado a partir de la opinión de los ciudadanos bahienses gracias a una encuesta realizada en el marco del proyecto de investigación PGI “Innovación tecnológica en las ciudades: Análisis de Bahía Blanca desde el concepto de Ciudad Inteligente” del Departamento de Economía de la Universidad Nacional del Sur (UNS). La finalidad de este índice será evaluar en qué etapa de desarrollo se encuentra Bahía Blanca dentro del camino a convertirse en una Ciudad Inteligente.

Para finalizar, los valores del IPCI serán estudiados para comprobar si los mismos varían o no a causa de diferencias en componentes demográficos: la edad, el género, el nivel educativo y la condición laboral de la población. Según Belanche et al. (2016) las preferencias de los ciudadanos por los servicios urbanos pueden depender de factores demográficos. Estos autores, además de analizar la influencia de las actitudes de los ciudadanos y de su apego a la localidad, incluyen las características demográficas como

posibles determinantes del uso de servicios urbanos. Más aún, Soe (2017) se interesa en el vínculo entre la demografía, las ciudades inteligentes y el gasto en salud, y sostiene que la mayoría de los investigadores en la materia descuidan a la demografía como un motor clave de la urbanización, proceso que crea demanda de *Smart Cities*. Desde su punto de vista, las ciudades inteligentes son el resultado de la tecnología y la urbanización, siendo este último un factor impulsado por la demografía.

Marco Teórico

Las ciudades actualmente son foco de atención de las administraciones públicas, las instituciones y las empresas como consecuencia de los procesos de transformación que han iniciado y que implican nuevas soluciones para dar respuesta a los desafíos que enfrentan (Comisión Europea, s.f.). La implementación de las nuevas Tecnologías de la Información y de la Comunicación (TIC) permite evolucionar hacia ciudades inteligentes que pueden generar las mejores soluciones en términos de gobernanza, medio ambiente, desarrollo humano, planeamiento urbano, y competitividad (Castiella, 2016).

Recientemente, se ha dado importancia al concepto de Ciudades Inteligentes o *Smart Cities*, del cual se pueden distinguir dos visiones distintas. Por un lado, aquella que se centra en el rol de las Tecnologías de la Información y de la Comunicación (TIC) como medio para profundizar y fortalecer el acceso a la información pública y a los servicios en una ciudad (Belissent y Girón, 2013; Nam y Pardo, 2011; Washburn et al., 2010; Paskaleva, 2009; Caragliu et al., 2011). Por otro lado, aquella con una perspectiva más amplia con nociones vinculadas con el crecimiento económico sostenible, la calidad de vida, la gobernanza participativa, y la reducción de emisiones (Albino et al., 2015; Anthopoulos y Fitsilis, 2010; Winters, 2011; Topetta, 2010; Caragliu et al., 2011; Shapiro, 2006).

Por otro lado, en los últimos años las evaluaciones sobre la percepción de los ciudadanos respecto de las innovaciones urbanas han comenzado a ser relevantes (Macke et al., 2018; Marsal-Llacuna et al., 2015). Macke et al. (2018) se basan en una perspectiva amplia de ciudad inteligente. Los autores evalúan la percepción de la calidad de vida de una ciudad inteligente (Curitiba, Brasil) e incluyen medidas de la calidad de vida tanto desde el punto de vista objetivo como subjetivo. Ellos notan que, a pesar de que Curitiba sea reconocida en la literatura del tema como una de las ciudades más inteligentes del mundo, la localidad presenta evaluaciones ciudadanas poco satisfactorias respecto de las características que la definen como inteligente. En relación con los indicadores a tener en cuenta a la hora de

evaluar el desempeño de una ciudad, Fahey et al. (2003) sostienen que “la evaluación simultánea de dominios de calidad de vida objetivos y subjetivos permite al investigador hacer comparaciones entre diferentes ciudades, dado que tiene en cuenta sus diferentes contextos culturales y sociales” (citado por Macke et al., 2018, p.3).

Asimismo, Marsal-Llacuna et al. (2015) analizan la construcción de índices de calidad de vida en Europa a partir de datos de Eurostat en 321 ciudades, con información tanto objetiva como subjetiva a partir de encuestas de percepción a los ciudadanos. Si bien calidad de vida no es sinónimo de ciudad inteligente, la misma está estrechamente ligada a su definición en un sentido amplio. La calidad de vida es un elemento clave para el desarrollo de ciudades inteligentes (Hall, 2000; Nam y Pardo, 2011; Thuzar, 2011; Joshi et al., 2016).

La percepción de estudiantes de grado respecto de la implementación de un proyecto de ciudad inteligente en su localidad es estudiada por Zurita Cruz (2018) para la ciudad de Mazatlán, México. El autor investiga los requerimientos de la población local para concluir que los rubros que se consideran de mayor importancia son Salud, Seguridad y Medio Ambiente. Los locales opinan que los principales beneficiados de un proyecto de ciudad inteligente deberían ser los niños y las personas discapacitadas, a la vez que sostienen que el fondo de financiamiento de la iniciativa debería provenir principalmente del presupuesto gubernamental.

Por otro lado, la conducta de los ciudadanos para promover una ciudad inteligente ha sido relacionada con factores sociodemográficos. Belanche et al. (2016) mencionan que el apego a una ciudad modifica el comportamiento respecto a los servicios urbanos: si los pobladores mantienen estos lazos emocionales se produce un efecto indirecto positivo en el uso de los servicios. Además, sostienen que el nivel educativo de los habitantes también afecta positivamente el uso de éstos, ya que más educación implicaría otorgarle más importancia a la sostenibilidad ambiental y que los usuarios enfatizan en los beneficios ambientales de su utilización. Asimismo, los autores concluyen que el uso no es afectado por edad o género, ya que los servicios urbanos tienen el carácter de bienes públicos por orientarse a toda la comunidad. Por el contrario, Klimovský et al. (2016) encuentran que existe una brecha tecnológica basada en la edad que le impide a la población de mayor edad valerse plenamente de las posibilidades que permiten a las ciudades inteligentes convertirse en un servicio valioso para todos los habitantes

En su trabajo, Belanche et al. (2016) también incluyen una variable de control: *"Personalmente, necesito hacer uso de los servicios urbanos para mis actividades de la vida diaria"*. Ellos explican que, en ausencia de alternativas privadas, algunas personas necesitan

utilizar los servicios urbanos para sus actividades de la vida diaria. Una de las razones por las cuales una persona pueda verse requerida de usar más frecuentemente los servicios urbanos es contar con una actividad laboral permanente. Esto podría ser un motivo que exija al individuo a desplazarse con más asiduidad o a utilizar con más intensidad estos servicios.

La influencia de los valores personales a la hora de utilizar los servicios urbanos también ha sido estudiada por Belanche et al. (2012). Ellos se valen del Modelo de Aceptación de Tecnología (*Technology Acceptance Model*) y confirman que los valores y estilos de vida de los ciudadanos afectan la importancia de las variables claves consideradas para tomar la decisión de adoptar o no servicios de gobierno electrónico. Los autores sostienen que los ciudadanos que tienen altos niveles de preocupación ambiental basan su intención de uso del servicio más fuertemente por sus actitudes frente a éste. Por otro lado, los usuarios con niveles altos de preocupación por la administración de su tiempo toman sus decisiones basándose más intensamente en sus actitudes y en su percepción de qué tan útil será el servicio a adoptar.

A su vez, Yeh (2017) investiga los servicios de las aplicaciones del gobierno basadas en TIC que hacen a las ciudades más inteligentes, con el fin de estudiar los factores de éstas que conducen a la mejora de la calidad de vida de los ciudadanos de diferentes localidades taiwanesas. Este estudio es abordado desde la perspectiva los residentes de las ciudades. Una de las hipótesis que confirma el trabajo es que la aceptación y el uso de los servicios de *Smart Cities* que se basan en TIC afectan positivamente la calidad de vida que perciben los ciudadanos. Además, este autor corrobora que si los servicios son presentados como innovadores se influye positivamente en la aceptación y el uso que tendrán los mismos. Por otro lado, Yeh afirma que cuanto más sensibles sean las personas en cuestiones de privacidad, menor será su confianza para con los servicios basados en TIC. La confianza en dichos servicios se constituye como otro factor que afecta a la aceptación y el uso de éstos.

Una forma interesante de analizar la calidad de vida es la que plantean Přibyl y Horák (2015), quienes sostienen que éste es un concepto individual esencial para entender los resultados de las iniciativas de *Smart Cities*. En un trabajo piloto destinado a validar su enfoque de análisis y métodos de evaluación, los autores realizaron encuestas por internet a sus contactos. En su estudio ellos aseguran que, aunque sea una tarea ardua, para modelar el impacto de las medidas de ciudades inteligentes en diferentes grupos es necesario entender la percepción de todos los individuos de una ciudad. Además, se argumenta que para comprender el comportamiento de las ciudades inteligentes es apropiado utilizar sistemas de múltiples agentes. Para ello plantean, sin llevarlo adelante, que podría ser valioso adoptar el

enfoque que se toma en el planeamiento del transporte urbano. En esta disciplina se analiza a las familias en lugar de los individuos y se divide a las mismas en distintos grupos de acuerdo con su etapa del ciclo de vida. Estas características sociodemográficas podrían tener efecto en la percepción individual de la calidad de vida, aspecto clave para explicar la motivación de los ciudadanos.

Por otro lado, Lytras et al. (2019) se preguntan en qué medida el debate acerca de las ciudades inteligentes produce el tipo de resultado que los usuarios finales esperarían y considerarían útil. Los autores sostienen que es necesario que existan conexiones entre la investigación del concepto y los desafíos que existen en las ciudades. Se argumenta que para ello es necesario que las partes involucradas en la creación de ciudades inteligentes se tengan en cuenta, “incluidas sus necesidades, percepciones, expectativas y capacidades”¹ (p. 1). En este estudio se categorizan los servicios de ciudades inteligentes para luego estudiar si las perspectivas y expectativas de los ciudadanos respecto de éstos se condicen con la concepción y la respuesta brindada por proveedores, políticos y empresarios (oferentes de los servicios). Dentro de las conclusiones halladas se encuentra que los ciudadanos muestran diferentes percepciones de los distintos tipos de servicios. Además, los servicios valorados más favorablemente son aquellos que en vez de poner el énfasis en el aspecto tecnológico, se focalizan en dar espacio a la creatividad, el diálogo, la colaboración y el desarrollo de habilidades y competencias.

En términos de gobernanza, Bahía Blanca ha adoptado medidas de modernización que ubican al municipio entre los primeros puestos de índices como el Índice de Datos Abiertos (Open Data Index) de la Fundación Conocimiento Abierto y el Índice de Transparencia Municipal de Argentina, ITMA (Ciucci et al., 2019). A su vez, cierta evidencia sobre participación ciudadana se describe en Alderete y Linares (2017), donde el debate online sobre un proyecto de ordenanza de acceso a la información pública implicó una participación muy reducida.

Capellán et al. (2016) destacan las conexiones que mantiene la ciudad con los centros mundiales de desarrollo tecnológico y plantean que la concurrencia de decisión política con el trabajo de innovadores de la sociedad civil logró que se concretara en la localidad uno de los programas pioneros de datos abiertos consolidados en Latinoamérica. Ellos también recalcan la importancia de la Universidad Nacional del Sur (UNS) en el impulso del desarrollo económico bahiense gracias a la aplicación de los conocimientos que adquieren los

¹ Traducción propia

estudiantes en la institución. En el mismo sentido, Diez y Scudelati (2016) consideran novedosas las políticas en promoción de la innovación y uso de TIC que el gobierno de Bahía Blanca ha llevado adelante desde el 2004, porque intentan desarrollar implementaciones tecnológicas a partir de recursos humanos y técnicos locales. Aunque se destaca la importancia de continuar desarrollando el sector y se advierte sobre la fragilidad de los avances alcanzados, los autores mencionan que en la ciudad se ha impulsado un clima favorable a la aplicación de nuevas tecnologías. La municipalidad de Bahía Blanca ha participado activamente en este proceso, apoyando a sectores de Ciencia y Tecnología, creando oficinas públicas que se ocupan de la materia y destinando recursos a estos fines.

Sin embargo, hay escasa evidencia de índices de ciudad inteligente para ciudades no globales como Bahía Blanca. Como plantea Alderete (2019), los índices de *Smart Cities* existentes ubican en el top ranking a ciudades de países desarrollados. Capellán et al. (2016) son críticos de los índices de ciudades inteligentes que evalúan a las localidades de acuerdo a pre-requisitos que solamente pueden ser cubiertos por centros globales o ubicados en países desarrollados. Los autores se cuestionan si es correcto tomar como referencia de centros urbanos en la materia a localidades que no resultan inteligentes a causa de un proceso, si no gracias a condiciones previas de diverso origen que son imposibles de imitar. Entender que estas pueden ser las únicas ciudades que ocupen los primeros puestos en rankings de inteligencia dejaría sin esperanza a las ciudades con pocos recursos y de tamaño pequeño o mediano de Latinoamérica.

Más aún, como mencionan Abella y Ruiz (2015), uno de los motivos de que las inversiones en ciudades inteligentes no se estén plasmando en una creciente satisfacción ciudadana y en una alta adopción de los servicios de *Smart Cities* es que no se conoce cuál es realmente la percepción de los habitantes acerca de los servicios que se le proveen. El desafío planteado es, entonces, conocer qué aspectos de los servicios son los apreciados por los ciudadanos.

A continuación, se hará una revisión de los índices de ciudades inteligentes que incluyen a localidades latinoamericanas. Es de interés explorar qué esferas de vida incorporan los principales indicadores en la materia y si en la construcción de éstos se consideran aspectos subjetivos. Que la metodología de los estudios realizados se valga de la percepción de los ciudadanos es primordial para que los mismos logren reflejar información acerca de qué áreas son consideradas prioritarias por los habitantes de los distintos centros urbanos. Más aún, la necesidad de contar con la opinión ciudadana surge del concepto mismo de ciudades inteligentes, concepción que ubica en el foco de estudio a las personas.

Estado del Arte

Índices Internacionales de Smart City: Presencia de Ciudades Latinoamericanas

Smart City Index. El Smart City Index es un indicador que rankea a 102 de ciudades del mundo en relación a sus esfuerzos y logros para adoptar tecnologías que mejoren la calidad de vida de sus ciudadanos. La primera edición de este índice, publicada en 2019, fue elaborada por el Observatorio de Ciudades Inteligentes del Centro de Competitividad Mundial del IMD (*IMD World Competitiveness Center's Smart City Observatory*), escuela de negocios suiza considerada como una de las mejores del mundo, en colaboración con la Universidad de Tecnología y Diseño de Singapur (*Singapore University of Technology and Design*).

Teniendo la concepción de que una ciudad inteligente se trata de un entorno urbano que aplica tecnologías para mejorar los beneficios y disminuir las deficiencias de la urbanización, el Smart City Index fue creado en contraposición de los índices de *Smart Cities* existentes que se centran únicamente en la esfera tecnológica. Este indicador confía en las percepciones de los habitantes que viven y trabajan en las ciudades para evaluar distintas áreas en las que las localidades pueden mejorar, volverse más inteligentes y convertirse en entornos más propicios para la vida (Observatorio de Ciudades Inteligentes del Centro de Competitividad Mundial del IMD y Universidad de Tecnología y Diseño de Singapur, 2019a).

El Smart City Index evalúa la opinión de 120 habitantes en cada una de las ciudades que incluye, para formar dos pilares de análisis distintos: Estructura (infraestructura con la que cuenta la localidad) y Tecnologías (disposiciones tecnológicas y servicios disponibles para los residentes). Cada uno de estos pilares se compone de cinco áreas clave: Salud y Seguridad, Movilidad, Actividades, Oportunidades para el trabajo y la escuela y Gobernanza. Así, cuando quiere analizarse el perfil de una ciudad particular, puede evaluarse su desempeño en los pilares o en algún área particular.

Además de mostrar la clasificación general de las ciudades (del puesto 1 al puesto 102), las localidades son distribuidas en cuatro grupos según el puntaje del Índice de Desarrollo Humano de la ONU (IDH) que presentan sus países. Luego, a las ciudades se les asigna una escala de clasificación general, que varía desde AAA (mayor) a D (menor),

basándose en la comparación de su puntaje de percepción con los puntajes de percepción del resto de las ciudades del mismo grupo de IDH del que forman parte. Esta escala de clasificación también se les asigna a los pilares.

Las encuestas que les son realizadas a los habitantes se componen de 40 preguntas: 36 de ellas se dividen en partes iguales entre los dos pilares analizados. Además, hay otras tres que evalúan las actitudes de los residentes respecto a cuestiones relacionadas con la privacidad: su posición frente al uso de datos personales, el reconocimiento facial y el grado en el que la información online ha aumentado su confianza en las autoridades locales. La última pregunta de la encuesta les permite a los habitantes mencionar cuales, de una lista de 15 posibles opciones, son las 5 cuestiones que ellos consideran prioritarias en su ciudad (Observatorio de Ciudades Inteligentes del Centro de Competitividad Mundial del IMD y Universidad de Tecnología y Diseño de Singapur, 2019b).

Las ciudades que fueron ubicadas en el Smart City Index como las más inteligentes del mundo son, en orden, Singapur (Singapur), Zúrich (Suiza), Oslo (Noruega), Ginebra (Suiza) y Copenhague (Dinamarca). Las dos primeras localidades son las únicas que recibieron una calificación general de AAA. Por otro lado, las ciudades con un peor desempeño fueron Bogotá (Colombia), El Cairo (Egipto), Nairobi (Kenia), Rabat (Marruecos) y Lagos (Nigeria). Estas cinco localidades, junto con Abuja (Nigeria), son las únicas que reciben la más baja clasificación general en el ranking 2019.

Ciudades latinoamericanas en el Smart City Index. Solo 7 de las 102 ciudades que integran el Smart City Index son localidades latinoamericanas. Las mismas se encuentran ubicadas en los siguientes países: Argentina (Buenos Aires), Brasil (Río de Janeiro y San Pablo), Chile (Santiago), Colombia (Bogotá y Medellín) y México (Ciudad de México).

La posición en el ranking, la clasificación general asignada y la clasificación por pilares para cada una de las ciudades latinoamericanas en el Smart City Index es la que figura en el siguiente gráfico:

Cuadro 1

Ciudades latinoamericanas incluidas en el Smart City Index.

Ranking (de 1 a 102)	Ciudad – País	Calificación general	Pilar Estructura	Pilar Tecnología
86	Santiago – Chile	CC	CC	CC
87	Buenos Aires – Argentina	CC	CC	CC
88	Ciudad de México – México	CC	CC	CC
90	San Pablo – Brasil	CC	C	CC
91	Medellín – Colombia	C	C	CC
96	Río de Janeiro – Brasil	C	C	C
98	Bogotá - Colombia	D	D	C

Fuente: Observatorio de Ciudades Inteligentes del Centro de Competitividad Mundial del IMD y Universidad de Tecnología y Diseño de Singapur, 2019a.

Índice IESE Cities in Motion. El Índice IESE Cities in Motion (ICIM) es un indicador publicado anualmente por *IESE Business School*, la Escuela de Negocios de la Universidad de Navarra. Para el año 2019 incluyó datos sobre 174 ciudades de 80 países y examinó a cada una de ellas en torno a 9 dimensiones: Capital Humano, Cohesión Social, Economía, Gestión Pública, Gobernanza, Medioambiente, Movilidad y Transporte, Planificación Urbana, Proyección Internacional y Tecnología. Para la conformación de estas esferas fueron utilizados 96 índices diferentes, que reflejan datos objetivos y subjetivos y ofrecen una visión integral de cada ciudad. La selección de las localidades a incluir “está directamente relacionada con el tamaño de la población de las urbes y con criterios de relevancia económica y cultural en el contexto mundial” (Berrone et al., 2014, p.4).

Entre los índices subjetivos de los cuales la Escuela de Negocios de la Universidad de Navarra se vale para construir el ICIM se encuentran el Índice Global de la Felicidad, calculado por la Red de Soluciones para el Desarrollo Sostenible de la ONU; el Índice de Percepción de Corrupción, provisto por la organización no gubernamental Transparencia Internacional y el Índice de Democracia de la revista *The Economist*.

En la búsqueda de que el índice por ellos creado sea de utilidad para los políticos responsables de convertir a las ciudades en mejores lugares para vivir, Berrone et al. (2019) aseguran que el IESE busca contribuir con las localidades en el avance del “proceso de revisión estratégica sobre qué tipo de ciudades quieren ser, cuáles serán sus prioridades y qué cambios deben acometer para aprovechar las oportunidades y minimizar las amenazas que acarrea el desarrollo de la urbanización” (p.8).

En cuanto a las limitaciones de este indicador, el informe publicado en el 2019 reconoce que la principal problemática que restringe el alcance del ICIM es la disponibilidad

de datos. Para solucionar parcialmente dicho inconveniente, los creadores del ICIM utilizaron distintas herramientas: técnicas de extrapolación, asignación de valores para ciudades cuando sí cuentan con información a nivel país y técnicas estadísticas de clústeres.

Las ciudades que analiza el ICIM son clasificadas en una de cinco categorías según el valor que el índice presenta: alto (índice mayor a 90), relativamente alto (entre 90 y 60), medio (entre 60 y 45), bajo (entre 45 y 15) y muy bajo (índice menor a 15). En el 2019 solo dos ciudades alcanzan a mostrar un ICIM superior a 90: Londres (Reino Unido), ciudad que se encuentra primera en el ranking; y Nueva York (Estados Unidos). Detrás de ellas se ubican Ámsterdam (Países Bajos), París (Francia) y Reikiavik (Islandia).

Las 5 ciudades peor ubicadas en el 2019 son Duala (Camerún), Lagos (Nigeria), Caracas (Venezuela) y Lahore y Karachi (localidades de Pakistán). Las últimas cuatro de estas ciudades caen en la categoría inferior del ICIM.

El 39,66% de las ciudades (69) que incluye el último índice publicado presentan un desempeño alto o relativamente alto, mientras que 50 de ellas (28,74%) un desempeño medio. Las ciudades con un ICIM bajo son 51 (29,31% del total).

Ciudades latinoamericanas en el ICIM. El ICIM publicó en su edición 2019 datos de 26 ciudades latinoamericanas de 15 distintos países: Argentina (Buenos Aires, Córdoba y Rosario), Bolivia (La Paz y Santa Cruz), Brasil (Belo Horizonte, Brasilia, Curitiba, Rio de Janeiro, Salvador y San Paulo), Chile (Santiago), Colombia (Bogotá, Cali y Medellín), Costa Rica (San José), Ecuador (Guayaquil y Quito), Guatemala (Guatemala), México (Ciudad de México), Panamá (Panamá), Paraguay (Asunción), Perú (Lima), República Dominicana (Santo Domingo), Uruguay (Montevideo) y Venezuela (Caracas).

Cabe destacar que cuando se examina el *top-ten* de ciudades con mejor desempeño para cada una de las nueve dimensiones que componen el ICIM, localidades latinoamericanas únicamente figuran dentro de las mejores de la dimensión Medioambiente. Montevideo (Uruguay) se encuentra cuarta y Asunción (Paraguay) integra el noveno lugar en dicha esfera.

Mientras el índice es integrado en un 33% por ciudades de Europa occidental, las 26 ciudades de América Latina y el Caribe que son incluidas representan solamente un 15% del total. Como es mencionado en el informe, esto sucede debido a que es difícil cubrir igualitariamente las distintas regiones del mundo como consecuencia de la falta de información para algunas zonas en las cuales no se encuentran ciudades capitales ni localidades de extensa población.

Si se divide a las ciudades incluidas en el ICIM en 4 grupos de acuerdo al puesto del ranking que ocupan, puede evidenciarse que las ciudades latinoamericanas incluidas no se encuentran en las posiciones de mayor desarrollo en cuanto a la calidad de vida actual y futura de los ciudadanos. Esto surge porque ninguna de las ciudades de Latinoamérica contempladas se encuentra dentro del 25% de las ciudades que muestran mejor desempeño y solo el 4,55% de las ciudades que se encuentran en el segundo escalafón son de dicha zona del continente americano. A la hora de considerar el tercer escalón, que nuclea las ciudades que se encuentran entre el puesto 87 y 130 del ranking, pueden hallarse un 16,28% de ciudades latinoamericanas. En cambio, si se evalúan las ciudades que se encuentran en la cuarta porción del ordenamiento, se encuentra que el 39,53% de ellas son latinoamericanas.

En el informe del ICIM 2019 también se analiza la trayectoria de las cinco ciudades que mejor desempeño presentan en cada región durante los últimos tres años. Puede verse que las dos localidades que han liderado el ranking de ciudades latinoamericanas en este período son Buenos Aires (Argentina) y Santiago (Chile). Durante el último año es Santiago la ciudad que se encuentra en la cima, a causa de su buen desempeño en las dimensiones de planificación urbana y medioambiente. Buenos Aires, por su parte, también muestra buenos resultados en esas dos dimensiones y en las esferas proyección internacional y gobernanza, pero su mal desempeño económico es la causa de que no pueda liderar la región. Las tres ciudades que completan el *top-five* de Latinoamérica son Montevideo (Uruguay), San José (Costa Rica) y Panamá (Panamá).

Una de las recomendaciones finales que arroja el informe tiene que ver con la necesidad de adoptar una visión en conjunto de las ciudades. Específicamente, se menciona que no alcanza con que una localidad sea destacada en una dimensión si el resto de las esferas de la vida en ese lugar muestran pobres resultados. Esto es lo que ocurre en Asunción, ya que la capital paraguaya se destaca en su labor medioambiental (se encuentra novena en el ranking de dicha esfera), pero su magro desempeño en las otras áreas hace que la ciudad caiga en los resultados totales hasta alcanzar el puesto 141 del ranking. A Asunción, y al resto de las que como ella son clasificadas como “ciudades desequilibradas”, se le recomienda esforzarse por alcanzar niveles mínimos aceptables en el resto de las órbitas de vida.

Por otro lado, vale la pena mencionar que uno de los casos de estudio que se mencionan en el blog online de la Escuela de Negocios de la Universidad de Navarra es acerca de una localidad latinoamericana: Medellín. Duch y Ricart (2018) destacan los cambios que implementó esta ciudad colombiana, los cuales lograron que la misma dejara de ser nombrada como "la capital del asesinato del mundo" a fines del siglo pasado, para pasar a

convertirse 20 años después en un lugar innovador y próspero. Incluso, Medellín llegaría a ser premiada en 2013 como "la ciudad más innovadora del mundo". Dentro de los elementos claves que posibilitaron esta transformación se encuentran las iniciativas para mejorar la conectividad (como el Metrocable o las escaleras mecánicas públicas en las colinas habitadas) que han sido cruciales en la lucha contra la pobreza y la desigualdad en la ciudad. Además, otro factor que ha sido fundamental en este cambio de imagen fueron las medidas de mejora educativa implementadas, ya que las mismas se dirigieron a aumentar la inclusión y potenciar las posibilidades de los ciudadanos.

Cuadro 2
Ciudades latinoamericanas incluidas en el ICIM.

Ranking 2019 (de 1 a 174)	Ciudad - País	Desempeño	ICIM
66	Santiago - Chile	Relativamente alto	60,96
77	Buenos Aires - Argentina	Medio	58,42
92	Montevideo - Uruguay	Medio	54,75
112	San José - Costa Rica	Medio	49,01
114	Panamá - Panamá	Medio	47,51
117	Bogotá - Colombia	Medio	46,01
125	Rosario - Argentina	Bajo	42,45
128	Río de Janeiro - Brasil	Bajo	42,08
130	Brasilia - Brasil	Bajo	41,84
132	São Paulo - Brasil	Bajo	40,9
133	Ciudad de México - México	Bajo	40,79
134	Medellín - Colombia	Bajo	40,67
136	Córdoba - Argentina	Bajo	38,38
137	Quito - Ecuador	Bajo	38,19
138	Lima - Perú	Bajo	38,14
139	Santo Domingo - República Dominicana	Bajo	37,43
140	Curitiba - Brasil	Bajo	37,33
141	Asunción - Paraguay	Bajo	37,25
145	La Paz - Bolivia	Bajo	35,12
146	Salvador - Brasil	Bajo	34,2
147	Santa Cruz - Bolivia	Bajo	34,16
148	Cali - Colombia	Bajo	34,04
151	Belo Horizonte - Brasil	Bajo	33,4
152	Guayaquil - Ecuador	Bajo	33,1
160	Guatemala - Guatemala	Bajo	30,06
172	Caracas - Venezuela	Muy bajo	6,71

Fuente: Berrone et al., 2019.

Innovation City Index. El Innovation City Index (ICI) es un índice compuesto que cataloga a 500 ciudades del mundo de acuerdo a qué tan favorables son allí las condiciones de innovación. Este índice, elaborado por la compañía de investigación y asesoramiento australiana *2thinknow*, mide el potencial de las localidades para convertirse en ciudades innovadoras explorando 31 aspectos de sus economías por medio del análisis de 162 indicadores. Mediante una ponderación, estos indicadores se resumen en tres factores para cada ciudad: Activos culturales, Infraestructura humana y Mercados en red.

En el sitio web del *Innovation Cities Program*, programa de 2thinknow que trata sobre el crecimiento de las economías de innovación urbana en todo el mundo y del cual la construcción del ICI forma parte, se explican los tres factores que son conformados para evaluar las condiciones de innovación de cada ciudad:

Activos culturales: literalmente, esta es la cultura de una ciudad, medida por comunidades artísticas, organizaciones cívicas, museos, eventos musicales, galerías, protestas políticas, libros, medios, disponibilidad de información y deportes.

Infraestructura humana: esto incluye la infraestructura blanda y dura del transporte público, las finanzas, las universidades, los hospitales, los ferrocarriles, las carreteras, la ley, el comercio, las nuevas empresas, la atención médica y las telecomunicaciones.

Mercados en red: esta es una medida del poder y los vínculos de una ciudad en los mercados mundiales, teniendo en cuenta la geografía, la economía (como las exportaciones e importaciones), la tecnología, el tamaño del mercado, los factores geopolíticos y la diplomacia² (Innovation Cities Program, s.f.).

De los 162 indicadores que el ICI utiliza para conformar los tres factores, sólo pueden encontrarse cuatro referencias de información subjetiva. En el factor Mercados en red se incorpora la percepción de la Marca Ciudad y las opiniones acerca del Poder Estratégico, entendido este último como la posibilidad de que el poder del estado y del gobierno de la ciudad se refleje en una mejora de los términos de intercambio. Además, en el factor Activos culturales se distinguen la calidad de los Barrios y la de los Buenos Restaurantes como dos indicadores con información de percepción del ciudadano.

Valiéndose del puntaje que una ciudad presenta en cada uno de los factores, el ICI arroja un valor sobre un máximo de 60. Este índice luego clasifica todas las ciudades en 4 clases con similar potencial para la innovación. En orden ascendente, estas 4 categorías son: *Upstart*, *Node Cities*, *Hub Cities* y *Nexus*. La primera categoría, *Upstart*, engloba a aquellas

² Traducción propia.

ciudades que, sin ser aún competitivas a nivel mundial, pueden alcanzar el estado de *Node City* si mejoran en múltiples indicadores. Estas últimas, las *Node Cities*, son ciudades globalmente competitivas con buen desempeño en muchos segmentos de innovación; y las *Hub Cities* son ciudades que dominan en segmentos claves de innovación económica y social. Por otro lado, el escalafón más elevado que componen las ciudades *Nexus* sólo es integrado por localidades que se constituyen como nexos críticos para precondiciones de innovación económica y social entre múltiples segmentos de la industria. Vale aclarar que aquellas ciudades que el ICI examina y no alcanzan la categoría de *Upstart* no son asignadas a grupo alguno.

En el ICI 2019 sólo 60 ciudades fueron asignadas a la categoría *Nexus* (12% del total). Las 5 mejores localidades en cuanto al cumplimiento de las precondiciones necesarias para la innovación fueron, en orden descendente: Nueva York (Estados Unidos), Tokio (Japón), Londres (Reino Unido), Los Ángeles (Estados Unidos) y Singapur (Singapur). Las 5 localidades que peor desempeño mostraron en el 2019 fueron Luanda (Angola), Dushanbe (Tajikistan), Port Harcourt (Nigeria), Kinshasa (República Democrática del Kongo) y Khartoum (Sudán).

Ciudades latinoamericanas en el ICI. Solo 39 de las 500 ciudades que incluye el ICI son de Latinoamérica. Las mismas proceden de 21 países distintos, entre los que figura Argentina (Ciudad de Buenos Aires, Córdoba y San Juan).

Ninguna de las ciudades latinoamericanas incluidas en el ICI es clasificada dentro de la categoría *Nexus Cities*. Sí es posible encontrar localidades de dicha región dentro del segundo grupo en orden de potencial innovador, ya que 6 ciudades (el 15,38% de Latinoamérica) integran la división *Hub Cities*: San Pablo (Brasil) y Ciudad de Buenos Aires (Argentina) lideran la región, seguidas por Ciudad de México (México), Río de Janeiro (Brasil), Santiago (Chile) y Medellín (Colombia). El 20,51% de las ciudades de la región (8 localidades) pertenecen a la categoría *Node Cities*, mientras que el 46,15% de las ciudades latinoamericanas (18) incluidas en el ICI se agrupan en la última categoría, *Upstart*. Las últimas 7 ciudades latinoamericanas muestran el peor desempeño de la región y no alcanzan a ser encasilladas en ninguno de los grupos anteriores. Estos sitios, que constituyen el 17,95% de las localidades latinoamericanas, son: San Juan (Argentina), La Paz (Bolivia), Nassau (Bahamas), Asunción (Paraguay), Puerto España (Trinidad y Tobago), La Habana (Cuba) y Tegucigalpa (Honduras).

Cuadro 3
Ciudades latinoamericanas incluidas en el ICI.

Ranking 2019 (1 a 500)	Ciudad - País	Puntaje (sobre 60)	Clase
67	San Pablo - Brasil	45	HUB
69	Buenos Aires - Argentina	45	HUB
87	Ciudad de México - México	44	HUB
115	Rio De Janeiro - Brasil	42	HUB
136	Santiago - Chile	41	HUB
138	Medellín - Colombia	41	HUB
168	Bogotá - Colombia	40	NODE
278	Monterrey - México	38	NODE
302	Lima - Perú	37	NODE
322	Curitiba - Brasil	36	NODE
327	Belo Horizonte - Brasil	36	NODE
329	Brasilia - Brasil	36	NODE
356	Guadalajara - México	35	NODE
358	Porto Alegre - Brasil	35	NODE
373	Salvador - Brasil	34	UPSTART
374	Córdoba - Argentina	34	UPSTART
378	Puebla - México	34	UPSTART
379	Fortaleza - Brasil	34	UPSTART
396	Recife - Brasil	33	UPSTART
402	Ciudad de Panamá - Panamá	33	UPSTART
406	Montevideo - Uruguay	32	UPSTART
408	San José - Costa Rica	32	UPSTART
426	Ciudad de Guatemala - Guatemala	31	UPSTART
429	Cali - Colombia	31	UPSTART
431	Quito - Ecuador	30	UPSTART
435	Valparaíso - Chile	30	UPSTART
446	Santo Domingo - República Dominicana	30	UPSTART
450	Caracas - Venezuela	30	UPSTART
456	San Salvador - El Salvador	29	UPSTART
458	Kingston - Jamaica	28	UPSTART
462	Cartagena - Colombia	28	UPSTART
465	Guayaquil - Ecuador	28	UPSTART
471	San Juan - Argentina	27	-
472	La Paz - Bolivia	27	-
478	Nassau - Bahamas	26	-
480	Asunción - Paraguay	26	-
481	Puerto España - Trinidad y Tobago	26	-
486	La Habana - Cuba	25	-
487	Tegucigalpa - Honduras	25	-

Fuente: Innovation Cities Program, 2019.

Global Cities Index. A.T. Kearney, empresa estadounidense consultora de gestión global, confecciona anualmente el Global Cities Index, índice compuesto que durante el 2019 evaluó a 130 ciudades del mundo para determinar el desempeño general de ellas y revelar cuáles son los centros urbanos líderes. Para hacerlo, explora 5 dimensiones diferentes, las cuales son conformadas por 27 indicadores en total (todos ellos de información objetiva).

Las esferas que son analizadas en cada localidad para determinar qué tan bueno es su desempeño global son: Actividad Empresarial (ponderada en el índice final en un 30%), Capital Humano (30%), Intercambio de Información (15%), Experiencias Culturales (15%) y Compromiso Político (10%). En el último informe divulgado por A.T. Kearney, los autores Hales et al. (2019) mencionan que los datos utilizados son recabados de fuentes públicas a nivel ciudad.

Las ciudades que mostraron un mejor desempeño en el Global Cities Index durante el 2019 son, en orden descendiente, Nueva York (Estados Unidos), Londres (Reino Unido), París (Francia), Tokyo (Japón) y Hong Kong (China). Las últimas tres ciudades que integran este top 5 han permanecido en la misma posición desde el año 2012. Por su parte, Nueva York y Londres se han ubicado siempre en la cima, con la ciudad británica liderando el ranking únicamente durante el año 2016. Por otro lado, las cinco localidades que presentaron un peor desempeño general en el 2019 y acabaron en las últimas posiciones fueron Alejandría (Egipto), Yantai y Dongguan (China), Surat (India) y Tangshan (China), respectivamente.

En relación con las localidades líderes del ranking, en el *2019 Global Cities Report* Hales et al. (2019) destacan que “con un enfoque en el capital humano, políticas municipales reflexivas, inversiones corporativas inteligentes y un compromiso para construir un camino tecnológico hacia el futuro, estas ciudades se han convertido en bulliciosos centros globales que atraen a personas y empresas”³ (p.1).

Ciudades latinoamericanas en el Global Cities Index. El 8,46% de las ciudades analizadas en el *2019 Global Cities Index* pertenecen a países latinoamericanos (11 localidades). Éstos son: Argentina (Buenos Aires), Brasil (Belo Horizonte, Río de Janeiro y San Pablo), Chile (Santiago), Colombia (Bogotá), México (Ciudad de México, Guadalajara y Monterrey), Perú (Lima) y Venezuela (Caracas).

Es una difícil tarea analizar el desempeño de estas ciudades a lo largo de los años, ya que edición a edición se van agregando nuevas ciudades al índice y ello hace que las variaciones de posición de una ciudad no reflejen con fuerza suficiente las mejoras o los

³ Traducción propia.

empeoramientos en su performance relativa. Sí es posible explorar el desempeño de las ciudades en un año particular.

Durante el 2019 la ciudad latinoamericana mejor ubicada en el índice es Buenos Aires. La capital argentina se encuentra en el puesto 24 del ranking, y es la única localidad de la región que alcanza el quintil de las ciudades mejor puntuadas. San Pablo y Ciudad de México, por su parte, son las únicas dos ciudades latinoamericanas que logran ser incorporadas en el segundo quintil en orden de mejor desempeño durante el año 2019. El resto de las 8 ciudades de la región que se incorporan en el índice muestran resultados medios/medios-bajos, y acaban perteneciendo al tercer y cuarto quintil en orden de liderazgo.

Cuadro 4

Ciudades latinoamericanas incluidas en el Global Cities Index.

Ranking 2019 (1 a 130)	Ciudad - País
24	Buenos Aires - Argentina
33	San Pablo - Brasil
40	Ciudad de México - México
57	Río de Janeiro - Brasil
58	Bogotá - Colombia
60	Santiago - Chile
63	Lima - Perú
83	Caracas - Venezuela
90	Monterrey - México
97	Belo Horizonte - Brasil
98	Guadalajara - México

Fuente: Hales et al., 2019.

Comparación de índices

Cuadro 5

Comparación de índices de Ciudades Inteligentes.

Índice Información	Smart City Index	IESE Cities in Motion	Innovation City Index	Global Cities Index
% de ciudades de América Latina	6,86%	14,94%	7,8%	8,46%
Mejor ciudad América Latina	Santiago (Chile) – Clasificación CC	Santiago (Chile) – 60,96 puntos	San Pablo (Brasil) y Buenos Aires (Argentina) – 45 puntos	Buenos Aires (Argentina) – puesto 24
Peor ciudad de América Latina	Bogotá (Colombia) – Clasificación D	Caracas (Venezuela) – 6,71 puntos	La Habana (Cuba) y Tegucigalpa (Honduras) – 25 puntos	Guadalajara (México) – puesto 98
Presencia de indicadores subjettivos (cantidad detectada)	Sí - todos	Sí – 3 de los 96 incluidos	Sí – 4 de los 162 incluidos	No
Escala	Clasificación D a AAA	0 a 100 puntos	0 a 60 puntos	Clasificación por puesto
Fuente	IMD World Competitiveness Center	IESE Business School	Innovation Cities Program - 2thinknow	A.T. Kearney

Fuente: Elaboración propia.

Marco Metodológico

El Índice de Percepción de Ciudad Inteligente (IPCI) será un indicador compuesto o sintético, el cual estará conformado por otros tres subíndices compuestos. Alderete (2012) explica que un indicador es una medida cuantitativa o cualitativa derivada de una serie de características que pueden revelar posiciones relativas en un área determinada. Un indicador compuesto se forma cuando los indicadores individuales se compilan en un solo índice sobre la base de un modelo subyacente. Éste idealmente debería medir conceptos multidimensionales que no pueden ser capturados por un solo indicador (OCDE, 2008).

El uso de indicadores compuestos o sintéticos presenta distintas ventajas. Para empezar, mejoran la comunicación y tienen la capacidad de reunir información de indicadores aislados. Utilizando indicadores compuestos es posible agregar datos acerca de distintas dimensiones, lo que hace que éstos sean atractivos por los tomadores de decisiones. Además, el investigador puede tomar una lista de indicadores individuales que configuran un indicador sintético para reducir o ampliar las dimensiones del mismo (Araújo y Pinto Da Rocha, 2009; citado en Alderete 2012).

El IPCI será conformado tomando como referencia al Índice del Desarrollo de las TIC (*ICT Development Index*, IDI) de la Unión Internacional de Telecomunicaciones (*International Telecommunication Union*, ITU), organismo especializado de la ONU para las tecnologías de la información y la comunicación. El IDI no mide la inteligencia de las ciudades; si bien se basa en información acerca de los habitantes, sólo tiene en cuenta la dimensión tecnológica y evalúa a países en vez de localidades.

El IDI es un índice que ha sido publicado anualmente entre 2009 y 2017 con el objetivo de establecer un marco de referencia del nivel de desarrollo de las TIC, permitiendo hacer comparaciones entre países y a lo largo del tiempo. En su última edición el IDI evaluó a 176 países, utilizando 11 indicadores de información objetiva que fueron tomados para formar tres dimensiones de análisis o subíndices: Acceso (ponderada en un 40% en el índice final), Uso (40%) y Habilidades en TIC (20%) (ITU, 2017). Actualmente el IDI se encuentra en un estado de revisión metodológica, razón por la cual no ha sido publicado luego de 2017 (ITU, 2019).

ITU (2010) asegura que el reconocimiento de que las TIC pueden ser facilitadoras del desarrollo es fundamental para los países que están avanzando hacia sociedades basadas en la información o el conocimiento, y es clave también para el marco conceptual del IDI. El proceso de desarrollo de las TIC y la transformación de un país para convertirse en una

sociedad de la información es entendido por ITU como un trayecto de tres etapas, representado en la siguiente figura:

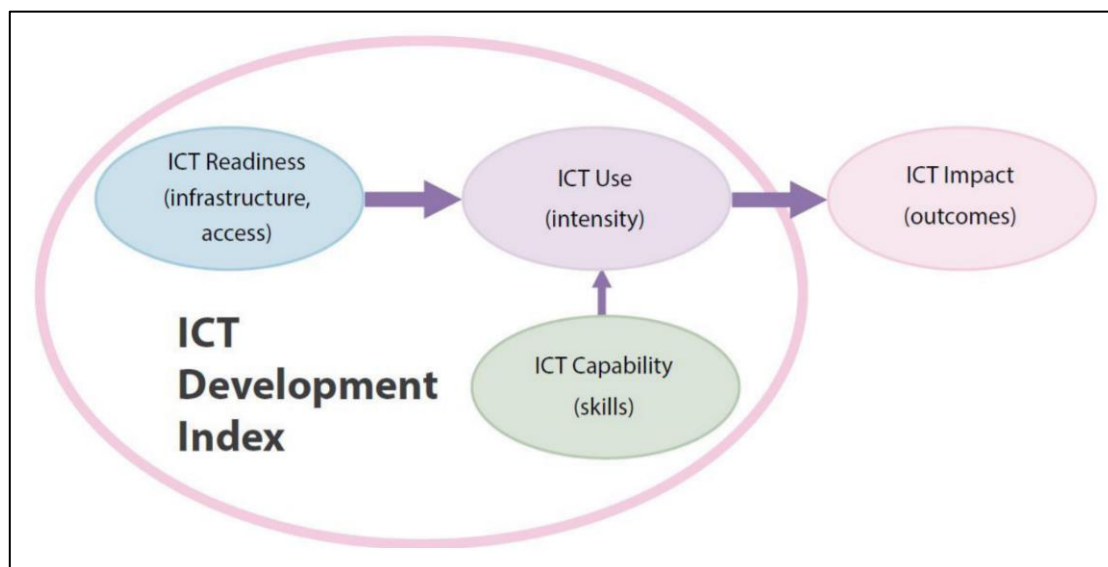


Figura 1. Las tres etapas en la evolución hacia una sociedad de la información.
Fuente: ITU, 2017.

La primera etapa, preparación de las TIC, refleja el nivel de infraestructura en red y el acceso a las TIC; el uso de las TIC se refiere al nivel de intensidad de utilización de éstas en la sociedad; y la última etapa, el impacto de las TIC, trata sobre los resultados de un uso más eficiente y efectivo de las tecnologías.

Se asegura que avanzar por estas tres etapas depende de la combinación de tres componentes: infraestructura y acceso a las TIC (etapa 1), intensidad y uso de las TIC (etapa 2) y habilidades en las TIC. Las dos primeras etapas del proceso se reflejan en los primeros dos subíndices o dimensiones de análisis del IDI. Llegar a la etapa final y maximizar el impacto de las TIC depende crucialmente del tercer componente: las habilidades. Se sostiene que las habilidades en las TIC determinan el uso efectivo que se hace de ellas y son fundamentales para maximizar el impacto potencial de las TIC en el desarrollo socioeconómico (ITU, 2010).




De esta forma, utilizando como marco de referencia a aquel adoptado por ITU, se construirá el Índice de Percepción de Ciudad Inteligente. Éste se conformará con datos de percepción ciudadana de los habitantes de Bahía Blanca con el objetivo de analizar qué tan inteligente consideran a la ciudad los encuestados. El IPCI será integrado por tres subíndices alternativos: Awareness, Uso e Impacto Esperado.

Cabe destacar que la razón de no utilizar el marco metodológico del *Smart City Index*, índice mencionado anteriormente que evalúa la inteligencia de las ciudades mediante la percepción de sus habitantes, es que la base de datos de la que se dispone, una encuesta realizada por el PGI del Departamento de Economía UNS, no se confeccionó con la finalidad de replicar a ese indicador para la ciudad de Bahía Blanca. Sin embargo, los datos disponibles en dicha encuesta son de utilidad para emplear el marco metodológico que plantea ITU para la confección del IDI.

Subíndices que Componen al IPCI

Los tres subíndices que compondrán al IPCI serán también índices compuestos, formados a partir de distintas variables de percepción que determinan cuán inteligente es considerada la ciudad de Bahía Blanca por los habitantes locales.

Subíndice Awareness		
Aspecto incorporado	Cantidad de variables	Tipo de variables
1. Conocimiento del concepto de Ciudad Inteligente.	1	Ordinal
2. Características necesarias para ser una Ciudad Inteligente.	10	Dicotómicas
Subíndice Uso		
Aspecto incorporado	Cantidad de variables	Tipo de variables
3. Actividades realizadas que hacen más inteligente a la ciudad.	11	Dicotómicas
4. Uso efectivo del gobierno electrónico.	4	Ordinales
Subíndice Impacto Esperado		
Aspecto incorporado	Cantidad de variables	Tipo de variables
5. Importancia de beneficios (facilitadores) para motivar proyectos de Ciudad Inteligente.	7	Ordinales
6. Importancia de barreras para limitar proyectos de Ciudad Inteligente.	5	Ordinales



Índice de Percepción de Ciudad Inteligente

Figura 2. Subíndices que componen al IPCI. Fuente: Elaboración propia.

El subíndice Awareness reflejará el nivel de conciencia y preparación de los ciudadanos a la hora de formar parte de proyectos que conduzcan a que su ciudad sea más inteligente. Este indicador incorporará dos aspectos o factores que determinan la preparación de los ciudadanos para integrar proyectos de *Smart Cities*: el conocimiento del concepto de Ciudad Inteligente y las características necesarias para ser una ciudad inteligente. El primer

aspecto recoge qué tanto saben los ciudadanos acerca de esta temática. El segundo es integrado por variables dicotómicas, destinadas a recabar información acerca de qué particularidades debe tener una ciudad inteligente según el entendimiento de los habitantes. Las 10 características entre las cuales pudieron elegir libremente los encuestados son: Eficiencia del sistema de transporte, Acceso a los servicios básicos, Mejor gobernanza urbana, Ambiente ecológico, Inclusión, Recursos tecnológicos, Energía renovable, Seguridad, Acceso a datos y Transparencia del gobierno.

El subíndice Uso tendrá en cuenta la participación ciudadana en actividades relativas a las *Smart Cities*. Este indicador incorporará dos aspectos que marcan qué tanto utilizan los encuestados los servicios de ciudad inteligente que ofrece Bahía Blanca: la participación ciudadana en actividades que hacen más inteligente a la ciudad y el uso efectivo del gobierno electrónico. Las 11 actividades que hacen más inteligente a la ciudad por las cuales se consultó a los habitantes son: Reducción del uso de transporte privado, Uso de transporte público, Uso de ciclo vías, Reciclado de basura / Clasificación de residuos en origen, Consumo racional de agua, Gobierno electrónico, Comercio electrónico, Uso de SAPEM Parking⁴, Banca electrónica, Cursos de capacitación/aprendizaje por internet, Otras. El aspecto Uso efectivo del gobierno electrónico, también perteneciente al subíndice Uso, es conformado por variables que miden la interacción ciudadanos-municipio a través de la web. Esto es abordado mediante información acerca de qué tan de acuerdo estuvieron los encuestados con las siguientes 4 afirmaciones:

- *Realmente me gustaría usar los servicios de gobierno electrónico para hacer mis solicitudes, pedidos y/o reclamos al gobierno.*
- *He usado algunas veces los servicios de gobierno electrónico.*
- *Habitualmente uso los servicios de gobierno electrónico.*
- *La mayoría de mis pedidos y/o reclamos al gobierno son realizados a través del sitio web.*

El subíndice Impacto Esperado representará la importancia que los ciudadanos le atribuyen a las variables claves que influyen en el proceso de conformación de una ciudad inteligente. Esto es abordado midiendo dos aspectos: la consideración de los ciudadanos respecto de beneficios que sirvan de facilitadores y de barreras que impidan el desarrollo de

⁴ SAPEM Parking es la plataforma de estacionamiento inteligente de la ciudad de Bahía Blanca. Ésta ofrece herramientas de control para inspectores de tránsito, sitio de gestión web para los ciudadanos y una aplicación móvil para registrar y pagar el estacionamiento medido.

proyectos de Ciudad Inteligente. En cuanto a los beneficios, se les consultó a los habitantes de Bahía Blanca el grado de importancia que ellos le atribuyen a 7 facilitadores: Desarrollo económico, Ahorro en costos (de capital u operacionales), Mejores servicios a los ciudadanos, Defensa y seguridad, Incentivos del Estado, Fortalecimiento de la marca de la comunidad o ciudad y Obtención de datos. Lo mismo se hizo para las barreras, recabando información acerca del nivel de importancia de 5 posibles impedimentos de proyectos de Ciudad Inteligente: Restricciones presupuestarias o falta de ingresos, Necesidad de mayor capacidad interna, Necesidad de mayor infraestructura de soporte, Necesidad de mayor experticia técnica (conocimiento y experiencia) y Restricciones legales.

Luego de conformar los tres subíndices, éstos serán agregados (ponderándolos en partes iguales) para construir el Índice de Percepción de Ciudad Inteligente.

Fuente de datos

El Índice de Percepción de Ciudad Inteligente será confeccionado con los datos obtenidos de la encuesta elaborada en el marco del proyecto de investigación PGI “Innovación tecnológica en las ciudades: Análisis de Bahía Blanca desde el concepto de Ciudad Inteligente” del Departamento de Economía UNS, con el respaldo para su difusión de la Secretaría de Modernización del Municipio de Bahía Blanca. El relevamiento fue llevado a cabo entre los meses de abril y mayo de 2019.

El formulario utilizado en el contexto del proyecto de Ciudades Inteligentes es una adaptación de varias fuentes sobre el tema gobierno electrónico y *Smart Cities* (Weerakkody et al., 2016; Alshehri et al., 2012; Chen, 2010; Teo et al., 2008) y recaba información sobre el perfil del encuestado, ciudades inteligentes y gobierno electrónico. Se trata mayormente de preguntas cerradas con respuestas en escala de Likert.

En cuanto a la muestra, se logró recopilar 97 observaciones. Este tamaño muestral obtenido es suficiente para cubrir la muestra para poblaciones finitas (menor o igual a 100.000) (Vázquez y Trespalacios, 2002; citado en Liberona y Ruiz, 2013), en base a la siguiente fórmula:

$$n = \frac{Z^2 * N * P(1 - P)}{(N - 1) * K^2 + Z^2 * P(1 - P)}$$

Donde

- N es el total de la población, en este caso los seguidores de la red Moderniza Bahía, $N=16.400$ a la fecha abril 2019.
- Z es un valor obtenido a partir de los niveles de confianza. Si la distribución de la población es normal, con un nivel de confianza del 95%, el valor de z obtenido corresponde a 1,96. En este caso, con un nivel de confianza del 90%, el valor de z es 1,645; y así en más.
- K es el error o máxima diferencia entre la proporción muestral y la proporción de la población que se está dispuesto a aceptar en el nivel de confianza propuesto. Para un nivel de confianza de 95% correspondería 0,05; mientras que para el 90%, como en este caso, corresponde un valor de 0,1.
- P es el porcentaje de la población que posee las características de interés. Se puede calcular mediante una prueba piloto, pero si no se conoce de antemano, como sucede aquí, es conveniente utilizar el caso más desfavorable de 50%. Es un parámetro que indica la proporción de la población de ciudadanos que está interesada en Ciudades Inteligentes.

Metodología: técnicas y variables

Se construirán los subíndices del IPCI a partir de un análisis factorial. Se parte de una serie de variables de naturaleza tanto binaria como ordinal, cuyos ítems o indicadores responden a una escala de Likert de 1 a 5, donde 1 implica: totalmente en desacuerdo; 2: parcialmente en desacuerdo; 3: ni de acuerdo ni en desacuerdo (indiferente); 4: parcialmente de acuerdo; y 5: totalmente de acuerdo.

El análisis factorial es una técnica estadística descriptiva que permite identificar un número relativamente pequeño de factores para representar la relación existente entre un conjunto de variables intercorrelacionadas. El análisis de componentes principales tiene por objetivo encontrar una serie de factores que explican el máximo posible de la varianza total de las variables originales. Este método consiste básicamente en llevar a cabo una combinación lineal de todas las variables de modo que el primer componente principal sea una combinación que explique la mayor proporción de la varianza de la muestra; el segundo, la segunda mayor proporción de la varianza y que a su vez no esté correlacionado con el primero, y así sucesivamente. De esta manera, el factor o componente hallado permite

capturar la mayor variabilidad e información de las variables a través del método de componentes principales (Ferrando y Anguiano-Carrasco, 2010).

Para conformar cada subíndice del IPCI se realizará el análisis de componentes principales con todas las variables que lo integran. Con la finalidad de determinar si las variables de cada subíndice son correctamente incluidas en el análisis, se llevará a cabo la prueba de adecuación de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Como explican López Aguado y Gutiérrez Provecho (2019), con esta herramienta es posible comprobar el grado de relación conjunta entre las variables y determinar la medida en la que cada una de ellas es predecible a partir de las demás. Este estadístico se distribuye en valores entre 0 y 1: cuanto mayor sea su valor, más relacionadas estarán las variables entre sí. Los valores de KMO entre 0,5 y 1 indican que es apropiado aplicar el análisis factorial a la matriz de datos bajo estudio (Suárez, 2007).

Luego de comprobar que el análisis factorial presenta un KMO superior a 0,5 se procederá a analizar las comunales de extracción de cada variable. La comunalidad de una variable es la proporción de su varianza que puede ser explicada por el modelo factorial obtenido. Estudiando las comunales de la extracción, aquellas reproducidas por la solución factorial, se puede valorar cuáles de las variables son peor explicadas por el modelo. Frías Navarro y Soler (2012) mencionan que es necesario que los investigadores presten atención al análisis e informen de las comunales para poder identificar, si es el caso, variables que no deberían ser tenidas en cuenta a la hora de realizar el análisis factorial o al interpretar sus resultados. Hair et al. (2014) señalan que un criterio de amplia aplicación es retener en el análisis a aquellas variables que tengan un valor de comunalidad superior a 0,5. Siguiendo estas recomendaciones, para la confección de los factores de cada subíndice del IPCI se eliminarán del análisis factorial a aquellas variables que no cumplan con esta condición.

Una vez obtenidos los factores, los mismos serán ponderados teniendo en cuenta la proporción de la varianza de las variables originales explicada por cada uno de ellos en relación con la varianza total explicada por el conjunto de los factores extraídos del subíndice respectivo. Luego, normalizando los resultados para que los mismos varíen entre 0 y 1, se obtendrán los valores de los subíndices para cada ciudadano encuestado.

Conformados los subíndices, éstos serán combinados en partes iguales (ponderando en 0,33 a cada uno) para conformar el IPCI de cada ciudadano.

Luego, la metodología se basa en un análisis exploratorio-descriptivo mediante comparación de medias y Análisis de Varianza (ANOVA), con el objeto de establecer

relaciones entre el IPCI y sus componentes o subíndices con factores sociodemográficos de los ciudadanos de Bahía Blanca. El análisis de varianza de un factor sirve para comparar varios grupos de una misma variable cuantitativa. Se trata de una generalización del contraste de igualdad de medias para dos muestras independientes al caso de diseños con más de dos muestras (Lizasoain y Joaristi, 2003). La variable categórica (nominal u ordinal) que define los grupos que deseamos comparar es llamada variable independiente o factor y la variable cuantitativa (de intervalo o razón) en la que deseamos comparar los grupos es llamada variable dependiente. La hipótesis que se pone a prueba en este análisis es que las medias de la variable dependiente en cada nivel de la variable independiente son iguales. Si el valor p que arroja la tabla ANOVA es inferior a 0,1 se rechazará la hipótesis, concluyendo con un nivel de confianza del 90% que las medias de la variable dependiente cambian para distintos valores de la variable independiente.

Con la finalidad de evaluar si algún factor sociodemográfico afecta al IPCI o a alguno de los subíndices que lo componen, se compararán las medias de los indicadores con las siguientes características de los encuestados:

- Edad. Se dividió a la muestra en 3 grupos:
 - Edad Joven: entre 17 y 31 años.
 - Edad Media: entre 32 y 41 años.
 - Edad Avanzada: 42 años en adelante.
- Género.
- Nivel educativo. Se dividió a la muestra en 2 grupos:
 - Nivel educativo elevado: Posgrado completo, Universitario completo, Universitario incompleto, Terciario completo.
 - Nivel educativo bajo: Terciario incompleto, Secundario completo, Secundario incompleto, Primario completo, Primerio incompleto.
- Condición laboral. Se creó una variable dicotómica que solamente considerara a los ocupados permanentes. A ellos se los comparará con el resto de los encuestados, quienes registraron que su condición laboral se encuentra dentro de alguna de las siguientes categorías: Ocupado transitorio, Desocupado, Estudiante, Jubilado/pensionado, Ama de casa, u Otro.

Debido a que algunos encuestados no respondieron todas las preguntas de la encuesta, no es posible contar con una misma cantidad de casos válidos para cada subíndice del IPCI. Mientras que los subíndices Awareness y Uso cuentan con 97 casos válidos (la totalidad de

los encuestados), el subíndice Impacto Esperado y el IPCI sólo presentan 80 casos válidos. Por otro lado, de los 4 factores sociodemográficos con los cuales se realizará el análisis, Edad no presenta como datos válidos a la totalidad de los casos: solo 93 encuestados completaron adecuadamente esa pregunta del cuestionario.

Con la finalidad de cruzar la información correctamente para hacer la comparación de medias, el análisis será realizado utilizando 4 bases de datos alternativas:

- Base de datos N°1: utilizada para el análisis de Awareness y Uso con el factor Edad (93 casos totales).
- Base de datos N°2: utilizada para el análisis de Impacto Esperado e IPCI con el factor Edad (78 casos totales).
- Base de datos N°3: utilizada para el análisis de Awareness y Uso con los factores Género, Nivel Educativo y Condición laboral (97 casos totales).
- Base de datos N°4: utilizada para el análisis de Impacto Esperado e IPCI con los factores Género, Nivel Educativo y Condición laboral (80 casos totales).

Hipótesis

En base al marco teórico seleccionado, las hipótesis desarrolladas en torno al análisis del IPCI son las siguientes:

- H₁: La edad de los habitantes de Bahía Blanca es un factor negativo que determina reducciones en los valores del IPCI y/o en los valores de sus subcomponentes.
- H₂: los valores del IPCI y/o de sus subcomponentes no varían de acuerdo con el género de los habitantes de Bahía Blanca.
- H₃: el nivel educativo de los habitantes de Bahía Blanca es un factor positivo que determina incrementos en los valores del IPCI y/o en los valores de sus subcomponentes.
- H₄: la condición laboral de los habitantes de Bahía Blanca es un factor positivo que determina incrementos en los valores del IPCI y/o en los valores de sus subcomponentes.

Descripción de las Variables de Control

Edad.

A continuación, se presentan los estadísticos descriptivos de las respuestas a la pregunta Edad. Primero, se exhiben aquellos correspondientes a los datos sin clasificar; en este caso la variable Edad tiene una escala de medida razón. Luego, se muestran los descriptivos de los tres grupos de edades en los que se dividió a los encuestados (variables nominales dicotómicas).

Cuadro 9

Estadísticos descriptivos de la variable Edad.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
Edad (sin clasificar por grupo)	93	17	63	37,22	9,997
Edad Joven (entre 17 y 31 años)	93	0	1	0,3226	0,47000
Edad Media (entre 32 y 41 años)	93	0	1	0,3871	0,48973
Edad Avanzada (42 años o más)	93	0	1	0,2903	0,45637

Fuente: Elaboración propia.

Género.

A continuación, se presentan los estadísticos descriptivos de la variable Género. Ésta adquiere valores positivos para los hombres y negativos para las mujeres.

Cuadro 10

Estadísticos descriptivos de la variable Género.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
¿Es hombre?	97	0	1	0,31	0,465

Fuente: Elaboración propia.

Nivel educativo alcanzado.

En el cuadro que se encuentra a continuación se presentan los estadísticos descriptivos de la variable Nivel Educativo Elevado. Esta variable dicotómica adquiere valores positivos cuando el nivel educativo alcanzado por el encuestado es posgrado completo, universitario completo, universitario incompleto o terciario completo; mientras que muestra valores negativos para aquellos que cuentan con terciario incompleto, secundario completo, secundario incompleto, primario completo o primario incompleto.

Cuadro 11

Estadísticos descriptivos de la variable Nivel Educativo Elevado.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
¿Alcanzó nivel educativo elevado?	97	0	1	0,91	0,292

Fuente: Elaboración propia.

Condición laboral.

Se presentan los estadísticos descriptivos de la variable Ocupado Permanente. Esta variable dicotómica adquiere valor positivo cuando la condición laboral del encuestado es ocupado permanente, mientras que muestra valores negativos para aquellos encuestados que son ocupados transitorios, desocupados, estudiantes, jubilados/pensionados, amas de casa u otros.

Cuadro 12

Estadísticos descriptivos de la variable Ocupado Permanente.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
¿Es su condición laboral ocupado permanente?	97	0	1	0,79	0,407

Fuente: Elaboración propia.

Resultados

Conformación de los subíndices y del IPCI

Construcción del subíndice Awareness. El subíndice Awareness fue construido con 11 variables en total:

1. ¿Está Ud. familiarizado con el concepto de Ciudad Inteligente? (variable ordinal en escala de Likert).
2. ¿Cree que contar con un sistema de transporte eficiente es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
3. ¿Cree que tener acceso a los servicios básicos es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
4. ¿Cree que contar con una mejor gobernanza urbana es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
5. ¿Cree que contar con un ambiente ecológico es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
6. ¿Cree que la inclusión es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
7. ¿Cree que contar con recursos tecnológicos es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
8. ¿Cree que contar con energía renovable es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
9. ¿Cree que la seguridad es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).

10. ¿Cree que el acceso a datos es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).
11. ¿Cree que la transparencia del gobierno es una de las características necesarias para ser una Ciudad Inteligente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si está de acuerdo; 0, en caso contrario).

Como se presenta en el Cuadro 13, el análisis factorial realizado muestra un KMO superior a 0,5 (0,582), por lo cual es apropiado realizar el análisis factorial a los datos estudiados.

Cuadro 13

Prueba de adecuación KMO para el subíndice Awareness.

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	0,582
Bartlett's Test of Sphericity Approx. Chi-Square	122,815
df	55
Sig.	0,000

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 14

Comunalidades de las variables incluidas en el subíndice Awareness.

	Inicial	Extracción
Conocimiento del concepto de Ciudad Inteligente.	1,000	0,738
Sistema de transporte eficiente.	1,000	0,641
Acceso a los servicios básicos.	1,000	0,532
Mejor gobernanza urbana.	1,000	0,554
Ambiente ecológico.	1,000	0,693
Inclusión.	1,000	0,692
Recursos tecnológicos.	1,000	0,602
Energía renovable.	1,000	0,746
Seguridad.	1,000	0,728
Acceso a datos.	1,000	0,695
Transparencia del gobierno.	1,000	0,672

Fuente: Elaboración propia.

Los datos del Cuadro 14 indican que todas las variables seleccionadas presentan comunalidades superiores a 0,5, razón por la cual todas ellas participan en la explicación de los factores extraídos. De acuerdo con la información obtenida de la tabla de Comunalidades,

todos los ítems son importantes para explicar el Conocimiento sobre el concepto de Ciudad Inteligente, siendo el tercer ítem el que menos correlaciona con las restantes variables.

Cuadro 15

Varianza de las variables originales explicada por los factores del subíndice Awareness.

Componente	Sumas de rotación de las cargas cuadradas		
	Total	% de varianza	% de varianza acumulada
1	1,820	16,549	16,549
2	1,429	12,987	29,536
3	1,364	12,403	41,939
4	1,344	12,223	54,162
5	1,336	12,147	66,309

Fuente: Elaboración propia.

Al aplicar el método de extracción de componentes principales en el análisis factorial con rotación varimax se obtienen los resultados indicados en la Tabla anterior. Es posible observar que el autovalor o valor propio para el componente 1 es 1,82 (mayor a 1). Por lo tanto, con la técnica de análisis factorial se pasa de 5 variables observables a una ficticia (Awareness), con la cual se explica el 66,3% de la variación total.

El siguiente cuadro muestra la matriz de componentes rotados. Ésta refleja la contribución de cada variable original a los factores confeccionados en el análisis factorial del subíndice Awareness. Se subraya el factor principal al cual contribuye cada variable.

Cuadro 16

Matriz de componentes rotados del subíndice Awareness.

	Componente				
	1	2	3	4	5
Conocimiento del concepto de Ciudad Inteligente.	<u>0,811</u>	0,070	0,066	0,103	-0,246
Sistema de transporte eficiente.	0,412	0,146	-0,124	<u>0,658</u>	0,035
Acceso a los servicios básicos.	0,049	0,158	0,268	0,323	<u>0,574</u>
Mejor gobernanza urbana.	<u>0,499</u>	0,151	-0,444	-0,190	0,220
Ambiente ecológico.	-0,208	<u>0,783</u>	-0,092	0,147	0,072
Inclusión.	0,225	<u>0,785</u>	0,053	0,062	0,139
Recursos tecnológicos.	-0,197	-0,158	<u>0,733</u>	-0,008	0,023
Energía renovable.	-0,174	0,085	-0,018	<u>0,838</u>	0,081
Seguridad.	0,005	0,115	-0,088	-0,027	<u>0,840</u>
Acceso a datos.	0,299	0,227	<u>0,719</u>	-0,178	0,077
Transparencia del gobierno.	<u>0,699</u>	-0,169	-0,042	-0,024	0,392

Fuente: Elaboración propia.

Los estadísticos descriptivos del subíndice Awareness se exhiben en el cuadro a continuación.

Cuadro 17

Estadísticos descriptivos del subíndice Awareness.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
Subíndice Awareness	97	0	1	0,2921	0,21290

Fuente: Elaboración propia.

Construcción del subíndice Uso. Para la construcción del subíndice Uso se utilizaron inicialmente 15 variables. Éstas son:

1. ¿Reduce Ud. el uso de transporte privado? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
2. ¿Usa Ud. el transporte público? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
3. ¿Usa Ud. las ciclo vías? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).

4. ¿Realiza Ud. reciclado de basura o clasificación de residuos en origen? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
5. ¿Consume agua racionalmente? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
6. ¿Utiliza Ud. el Gobierno electrónico? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
7. ¿Realiza Ud. actividades de Comercio electrónico? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
8. ¿Utiliza Ud. SAPEM Parking? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
9. ¿Utiliza Ud. la Banca electrónica? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
10. ¿Realiza Ud. cursos de capacitación o aprendizaje por internet? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
11. ¿Realiza Ud. alguna otra actividad que haga más inteligente a su ciudad? (variable dicotómica o binaria que toma dos valores posibles: 1, si realiza la actividad; 0, en caso contrario).
12. ¿Qué tan de acuerdo está Ud. con la afirmación “*Realmente me gustaría usar los servicios de gobierno electrónico para hacer mis solicitudes, pedidos y/o reclamos al gobierno*”? (variable ordinal en escala de Likert).
13. ¿Qué tan de acuerdo está Ud. con la afirmación “*He usado algunas veces los servicios de gobierno electrónico*”? (variable ordinal en escala de Likert).
14. ¿Qué tan de acuerdo está Ud. con la afirmación “*Habitualmente uso los servicios de gobierno electrónico*”? (variable ordinal en escala de Likert).
15. ¿Qué tan de acuerdo está Ud. con la afirmación “*La mayoría de mis pedidos y/o reclamos al gobierno son realizados a través del sitio web*”? (variable ordinal en escala de Likert).

Luego de realizar el análisis con todas las variables mencionadas anteriormente, algunas de ellas fueron retiradas del proceso. Se extrajo una a una a aquellas que mostraban las menores comunalidades de extracción, hasta el punto en el que todas las incluidas presentaban valores de comunalidad mayores a 0,5. Luego de extraer estas variables, el

análisis factorial realizado muestra un KMO superior a 0,5 (0,575), por lo cual es apropiado realizar el análisis factorial a los datos estudiados.

Cuadro 18

Prueba de adecuación KMO para el subíndice Uso.

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	0,575
Bartlett's Test of Sphericity Approx. Chi-Square	272,135
df	55
Sig.	0,000

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 19

Comunalidades de las variables incluidas en el subíndice Uso.

	Inicial	Extracción
Reducción del uso de transporte privado.	1,000	0,729
Uso del transporte público.	1,000	0,806
Reciclado de basura o clasificación de residuos en origen.	1,000	0,700
Consumo racional de agua.	1,000	0,839
Uso del Comercio electrónico.	1,000	0,505
Uso de la Banca electrónica.	1,000	0,759
Cursos de capacitación o aprendizaje por internet.	1,000	0,626
Concordancia con “ <i>Realmente me gustaría usar los servicios de gobierno electrónico para hacer mis solicitudes, pedidos y/o reclamos al gobierno</i> ”.	1,000	0,715
Concordancia con “ <i>He usado algunas veces los servicios de gobierno electrónico</i> ”.	1,000	0,697
Concordancia con “ <i>Habitualmente uso los servicios de gobierno electrónico</i> ”.	1,000	0,853
Concordancia con “ <i>La mayoría de mis pedidos y/o reclamos al gobierno son realizados a través del sitio web</i> ”.	1,000	0,865

Fuente: Elaboración propia.

Los datos del Cuadro 19 indican las once variables restantes presentan comunalidades superiores a 0,5, razón por la cual éstas participan en la explicación de los factores extraídos. De acuerdo con la información obtenida de la tabla de Comunalidades, estos ítems son importantes para explicar la participación ciudadana en actividades relativas a las Ciudades Inteligente, siendo el quinto ítem el que menos correlaciona con las restantes variables.

Cuadro 20

Varianza de las variables originales explicada por los factores del subíndice Uso.

Componente	Sumas de rotación de las cargas cuadradas		
	Total	% de varianza	% de varianza acumulada
1	2,345	21,316	21,316
2	1,565	14,231	35,547
3	1,480	13,451	48,999
4	1,354	12,313	61,312
5	1,349	12,267	73,579

Fuente: Elaboración propia.

Al aplicar el método de extracción de componentes principales en el análisis factorial con rotación varimax se obtienen los resultados indicados en la Tabla anterior. Es posible observar que el autovalor o valor propio para el componente 1 es 2,34 (mayor a 1). Por lo tanto, con la técnica de análisis factorial se pasa de 5 variables observables a una ficticia (Uso), con la cual se explica el 73,6% de la variación total.

El siguiente cuadro muestra la matriz de componentes rotados. Ésta refleja la contribución de cada variable original a los factores confeccionados en el análisis factorial del subíndice Uso. Se subraya el factor principal al cual contribuye cada variable.

Cuadro 21

Matriz de componentes rotados del subíndice Uso.

	Componente				
	1	2	3	4	5
Reducción del uso de transporte privado.	-0,206	<u>0,783</u>	0,250	-0,072	-0,079
Uso del transporte público.	0,151	<u>0,814</u>	-0,341	-0,053	0,037
Reciclado de basura o clasificación de residuos en origen.	0,024	0,178	0,124	<u>-0,803</u>	0,090
Consumo racional de agua.	-0,107	0,078	-0,063	-0,178	<u>0,886</u>
Uso del Comercio electrónico.	0,160	-0,085	<u>0,581</u>	0,226	0,288
Uso de la Banca electrónica.	0,157	-0,188	0,353	0,378	<u>0,657</u>
Cursos de capacitación o aprendizaje por internet.	0,130	0,400	0,338	<u>0,557</u>	0,158
Concordancia con “ <i>Realmente me gustaría usar los servicios de gobierno electrónico para hacer mis solicitudes, pedidos y/o reclamos al gobierno</i> ”.	0,129	0,057	<u>0,815</u>	-0,155	-0,086
Concordancia con “ <i>He usado algunas veces los servicios de gobierno electrónico</i> ”.	<u>0,751</u>	0,061	0,153	0,325	0,013
Concordancia con “ <i>Habitualmente uso los servicios de gobierno electrónico</i> ”.	<u>0,913</u>	0,075	0,118	0,020	0,013
Concordancia con “ <i>La mayoría de mis pedidos y/o reclamos al gobierno son realizados a través del sitio web</i> ”.	<u>0,887</u>	-0,192	0,057	-0,193	-0,032

Fuente: Elaboración propia.

Los estadísticos descriptivos del subíndice Uso se exhiben en el cuadro a continuación.

Cuadro 22

Estadísticos descriptivos del subíndice Uso.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
Subíndice Uso	97	0	1	0,5449	0,23862

Fuente: Elaboración propia.

Construcción del subíndice Impacto Esperado. Para la construcción del subíndice Impacto Esperado se utilizaron inicialmente 12 variables. Éstas son:

1. ¿Cuán importante cree Ud. es el desarrollo económico para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).

2. ¿Cuán importante cree Ud. es el ahorro en costos (de capital u operacionales) para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
3. ¿Cuán importantes cree Ud. son los mejores servicios para los ciudadanos para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
4. ¿Cuán importante cree Ud. es la defensa y seguridad para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
5. ¿Cuán importantes cree Ud. son los incentivos del estado para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
6. ¿Cuán importante cree Ud. es el fortalecimiento de la marca de la comunidad o ciudad para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
7. ¿Cuán importante cree Ud. es la obtención de datos para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
8. ¿Cuán importante cree Ud. que son las restricciones presupuestarias o falta de ingresos para impedir o limitar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
9. ¿Cuán importante cree Ud. que es la necesidad de mayor capacidad interna para impedir o limitar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
10. ¿Cuán importante cree Ud. que es la necesidad de mayor infraestructura de soporte para impedir o limitar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
11. ¿Cuán importante cree Ud. que es la necesidad de mayor experticia técnica para impedir o limitar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).
12. ¿Cuán importante cree Ud. que son las restricciones legales para impedir o limitar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente? (variable ordinal).

Una vez realizado el análisis con todas las variables mencionadas anteriormente, una de ellas fue retirada por mostrar una comunalidad de extracción menor a 0,5: la importancia de mejores servicios para los ciudadanos para motivar el desarrollo de proyectos de Ciudad Inteligente, con una comunalidad de extracción de 0,285. Luego, el análisis factorial realizado mostró un KMO superior a 0,5 (0,695), por lo cual es apropiado realizar este procedimiento a los datos estudiados.

Cuadro 23

Prueba de adecuación KMO para el subíndice Impacto Esperado.

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	0,695
Bartlett's Test of Sphericity Approx. Chi-Square	198,407
df	55
Sig.	0,000

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 24

Comunalidades de las variables incluidas en el subíndice Impacto Esperado.

	Inicial	Extracción
Importancia del desarrollo económico para motivar proyectos.	1,000	0,728
Importancia del ahorro en costos para motivar proyectos.	1,000	0,692
Importancia de defensa y seguridad para motivar proyectos.	1,000	0,613
Importancia de los incentivos del estado para motivar proyectos.	1,000	0,673
Importancia del fortalecimiento de la marca comunidad o ciudad para motivar proyectos.	1,000	0,708
Importancia de la obtención de datos para motivar proyectos.	1,000	0,533
Importancia de las restricciones presupuestarias o falta de ingresos para impedir proyectos.	1,000	0,788
Importancia de necesidades de mayor capacidad interna para impedir proyectos.	1,000	0,733
Importancia de necesidades de mayor infraestructura de soporte para impedir proyectos.	1,000	0,545
Importancia de necesidades de mayor experticia técnica para impedir proyectos.	1,000	0,551
Importancia de las restricciones legales para impedir proyectos.	1,000	0,572

Fuente: Elaboración propia.

Los datos del Cuadro 24 indican que las once variables restantes presentan comunalidades superiores a 0,5, razón por la cual éstas participan en la explicación de los factores extraídos. De acuerdo con la información obtenida de la tabla de Comunalidades, estos ítems son importantes para explicar la importancia que los ciudadanos le atribuyen a las variables claves que influyen en el proceso de conformación de una ciudad inteligente, siendo el sexto ítem el que menos correlaciona con las restantes variables.

Cuadro 25

Varianza de las variables originales explicada por los factores del subíndice Impacto Esperado.

Componente	Sumas de rotación de las cargas cuadradas		
	Total	% de varianza	% de varianza acumulada
1	2,013	18,300	18,300
2	1,836	16,687	34,986
3	1,692	15,383	50,369
4	1,596	14,509	64,878

Fuente: Elaboración propia.

Al aplicar el método de extracción de componentes principales en el análisis factorial con rotación varimax se obtienen los resultados indicados en la Tabla anterior. Es posible observar que el autovalor o valor propio para el componente 1 es 2,01 (mayor a 1). Por lo tanto, con la técnica de análisis factorial se pasa de 4 variables observables a una ficticia (Impacto Esperado), con la cual se explica el 64,9% de la variación total.

El siguiente cuadro muestra la matriz de componentes rotados. Ésta refleja la contribución de cada variable original a los factores confeccionados en el análisis factorial del subíndice Impacto Esperado. Se subraya el factor principal al cual contribuye cada variable.

Cuadro 26

Matriz de componentes rotados del subíndice Impacto Esperado.

	Componente			
	1	2	3	4
Importancia del desarrollo económico para motivar proyectos.	0,106	0,046	<u>0,830</u>	0,161
Importancia del ahorro en costos para motivar proyectos.	-0,083	0,120	-0,081	<u>0,815</u>
Importancia de defensa y seguridad para motivar proyectos.	0,117	0,100	0,096	<u>0,762</u>
Importancia de los incentivos del estado para motivar proyectos.	<u>0,794</u>	0,148	0,093	-0,105
Importancia del fortalecimiento de la marca comunidad o ciudad para motivar proyectos.	<u>0,762</u>	0,058	0,124	0,329
Importancia de la obtención de datos para motivar proyectos.	<u>0,702</u>	0,194	-0,010	-0,047
Importancia de las restricciones presupuestarias o falta de ingresos para impedir proyectos.	0,020	0,082	<u>0,871</u>	-0,149
Importancia de necesidades de mayor capacidad interna para impedir proyectos.	-0,021	<u>0,852</u>	-0,067	-0,050
Importancia de necesidades de mayor infraestructura de soporte para impedir proyectos.	0,264	<u>0,577</u>	0,335	0,177
Importancia de necesidades de mayor experticia técnica para impedir proyectos.	0,297	<u>0,645</u>	0,034	0,215
Importancia de las restricciones legales para impedir proyectos.	0,342	<u>0,515</u>	0,295	0,321

Fuente: Elaboración propia.

Los estadísticos descriptivos del subíndice Impacto Esperado se exhiben en el cuadro a continuación.

Cuadro 27

Estadísticos descriptivos del subíndice Impacto Esperado.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
Subíndice Impacto Esperado	80	0	1	0,6466	0,25237

Fuente: Elaboración propia.

Construcción del Índice de Percepción de Ciudad Inteligente (IPCI).

Una vez obtenidos los tres subíndices que componen al IPCI, se procedió a ponderarlos con un peso de 0,33 a cada uno para obtener al Índice de Percepción de Ciudad Inteligente. Los descriptivos de este último son los que figuran a continuación.

Cuadro 28

Estadísticos descriptivos del IPCI.

	Casos válidos	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desvío estándar
IPCI	80	0,18	0,81	0,5029	0,12630

Fuente: Elaboración propia.

Comparación de Medias y Análisis de Tablas ANOVA

A continuación, se exponen los cruces del IPCI y sus subíndices con las variables de control, con el objetivo de comprobar si algún factor sociodemográfico de los habitantes de Bahía Blanca afecta su percepción de qué tan inteligente es la ciudad. Para un análisis detallado ir al Anexo.

En el cuadro se resumen los resultados de las tablas ANOVA obtenidas. En éste figuran los *p-valores* que arrojan las tablas, con el objetivo de visualizar más fácilmente los resultados estadísticamente significativos. Así, se marca en color verde a aquellos resultados que permiten concluir con un intervalo de confianza del 90% que las medias para los diferentes grupos difieren (*p-valores* que son inferiores al nivel de significación).

Cuadro 29

Resumen: resultados de las tablas ANOVA.

Variable de control \ Índice	Awareness	Uso	Impacto Esperado	IPCI
Edad Joven	0,073	0,826	0,929	0,248
Edad Media	0,042	0,59	0,096	0,624
Edad Avanzada	0,747	0,724	0,068	0,065
Género	0,887	0,501	0,023	0,433
Nivel educativo	0,898	0,849	0,41	0,629
Ocupación permanente	0,933	0,018	0,372	0,282

Fuente: Elaboración propia. Celdas sombreadas estadísticamente significativas al 10% como mínimo ($p < 0.10$).

Análisis de los Resultados

Al observar los descriptivos del IPCI y de los subíndices que lo componen, se advierte que el subíndice de menor media es Awareness, con un valor de 0,29; seguido por Uso con una media de 0,54 e Impacto Esperado con 0,64 de promedio. Las medias de los subíndices son una referencia que indica qué aspecto es el que más aporta a elevar la media del IPCI final; índice que tiene 0,5 de valor promedio.

Por otro lado, se encuentra que mientras los subíndices presentan una dispersión similar de sus datos (capturada en el desvío estándar), la variabilidad del IPCI es mucho menor: Awareness, Uso e Impacto Esperado tienen un desvío estándar de 0,21; 0,23 y 0,25 respectivamente, cuando el valor de esta medida de dispersión es de 0,12 para el IPCI.

Cuadro 30

Resumen: descriptivos del IPCI y de los subíndices.

Información \ Índice	Awareness	Uso	Impacto Esperado	IPCI
Casos válidos	97	97	80	80
Media	0,2921	0,5449	0,6466	0,5029
Desvío estándar	0,21290	0,23862	0,25237	0,12630

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la influencia de los factores sociodemográficos, la edad afecta a dos de los subíndices y al IPCI final. Mientras el grupo Edad Joven (personas que tienen entre 17 y 31 años) es aquel que presenta los valores más elevados del subíndice Awareness, los valores más reducidos del mismo son mostrados por los integrantes del grupo Edad Media (encuestados de entre 32 y 41 años). Por otro lado, el subíndice Impacto Esperado presenta mayores valores para aquellos del grupo Edad Media, y sus valores mínimos son mostrados por los integrantes del grupo Edad Avanzada (personas mayores a 42 años). En cuanto al IPCI, solo es posible asegurar que el grupo Edad Avanzada exhibe los montos más pequeños.

De esta forma, no se confirmó la H_1 , la cual refleja las expectativas previas de encontrar efectos negativos ejercidos por la edad en los valores de los subcomponentes del IPCI y del índice final. Los resultados encontrados se resumen en el siguiente cuadro:

Cuadro 31
Efectos del factor demográfico Edad.

	Subíndice Awareness	Subíndice Impacto Esperado	IPCI
Edad Joven	Valores elevados	-	-
Edad Media	Valores reducidos	Valores elevados	-
Edad Avanzada	-	Valores reducidos	Valores reducidos

Fuente: Elaboración propia.

En el cuadro se plasma que en ninguno de los dos subíndices afectados por la edad puede observarse una relación creciente o decreciente de los valores cuando éstos se comparan con el grupo etario. De esta forma, el impacto del componente Edad en los valores de los subíndices es poco claro. En relación al IPCI, puede verse que la media del índice descende a medida que aumenta la edad de la población: la media para Edad Joven es 0,5258; la media para el grupo Edad Media es 0,5105; y el valor promedio para los integrantes del grupo Edad Avanzada es 0,4553. De todas formas, con un nivel de confianza del 90% solamente es posible asegurar que los valores más reducidos del IPCI son presentados por el grupo de mayor edad.

Klimovský et al. (2016) investigan el caso de dos ciudades europeas y comprueban que existe una brecha tecnológica basada en la edad que le impide a la población valerse plenamente de las posibilidades que permiten a las ciudades inteligentes convertirse en un servicio valioso para todos los habitantes. Entre otros hallazgos, en Maribor (Eslovenia) encuentran una conexión negativa estadísticamente significativa entre la edad y el uso de Internet y el correo electrónico. También se concluye que cuanto menor sea la edad, más

posibilidades existen de que los teléfonos móviles sean usados de forma multitarea. Por otro lado, en Košice (Eslovaquia) se halla que Internet, el correo electrónico, la banca electrónica y el empleo multitarea de los teléfonos móviles son más propensos a ser utilizados por personas más jóvenes. Teniendo en cuenta las relaciones halladas entre los valores del IPCI y la edad, es deseable que en el futuro se ahonde en la investigación del componente etario a la hora de desarrollar una ciudad inteligente en Bahía Blanca.

La H₂ tampoco fue confirmada ya que, a pesar de que no se encontró una relación significativa entre el género y el IPCI, las mujeres presentaron valores más elevados del subíndice Impacto Esperado. Sulaiman y Roy (2019) sostienen que “las ciudades inteligentes desarrollan un ambiente libre y flexible donde las mujeres pueden desarrollar sus propios grupos de iguales y ser parte de cualquier tipo de actividades socioeconómicas”⁵ (p.56). Más aún, Smart City Hub (2018), compañía que provee información para profesionales y tomadores de decisiones que trabajan en ciudades inteligentes, sostiene que mediante la implementación de infraestructura inclusiva en las ciudades (infraestructura cuyo uso no discrimina por nivel de ingresos, salud o género) se crearán oportunidades para que las mujeres obtengan puestos de liderazgo y avancen en sus carreras. De esta forma, es posible que las iniciativas de Ciudades Inteligentes contribuyan a disminuir las brechas de género que existen en la actualidad, lo que provoque que las mujeres consideren que los proyectos de *Smart Cities* tienen un mayor impacto.

Previo al análisis era de esperarse que el nivel educativo de la población afectara positivamente al IPCI y a sus subcomponentes (H₃). Mínimamente, se preveían relaciones positivas entre el nivel educativo y el subíndice Uso ya que, como sostienen Belanche et al. (2016), contar con niveles educativos más elevados implica que las personas hagan énfasis en los beneficios ambientales de utilizar servicios urbanos. Para el caso del IPCI esta relación esperada no fue confirmada, ya que no fue posible encontrar ningún impacto determinante entre el nivel educativo de los encuestados con los valores de los subíndices o del IPCI. Quizás esto puede deberse a que, más allá de que las personas que participaron en la encuesta muestran diferentes niveles educativos, este formulario llegó a los participantes gracias a la difusión de la Secretaría de Modernización de la ciudad de Bahía Blanca. Quienes respondieron la encuesta son personas que seguían en sus redes a este organismo municipal. De este modo, puede que el interés en la aplicación de las TIC para mejorar los servicios

⁵ Traducción propia.

urbanos (o el interés en los beneficios medioambientales del uso de los servicios) sea similar entre los encuestados.

Finalmente, la H_4 , hipótesis que preveía una posible relación entre la condición laboral de los habitantes con los valores del IPCI y/o los valores de sus subcomponentes, fue la única que pudo ser parcialmente confirmada. Esto fue así dado que, por más que no se encontraron relaciones entre la condición laboral y los valores finales del índice, sí se halló una variación significativa del subíndice Uso de acuerdo con la ocupación de los encuestados. Así, la media de este subíndice para los ocupados permanentes es considerablemente superior a la media que presentan aquellos con otra condición laboral. Belanche et al. (2016) afirman que los ciudadanos con una mayor necesidad personal de utilizar los servicios urbanos se involucran en mayores usos de éstos. De esta forma, que los ocupados permanentes de Bahía Blanca presenten mayores valores del subíndice Uso podría deberse a que ellos tienen una mayor necesidad personal de hacerlo, impuesta por su condición laboral.

Conclusiones

La percepción ciudadana es un aspecto clave a tener en cuenta a la hora de evaluar la inteligencia de las ciudades. La misma refleja las consideraciones de los habitantes acerca de los problemas que se les presenta en su ciudad y sobre las respuestas y soluciones que ofrece el gobierno y la comunidad en general.

Respecto de los índices de Ciudades Inteligentes analizados, se observa que no son frecuentes los casos que incluyen ciudades no globales como Bahía Blanca. Por otro lado, la mayoría de los índices no tiene en cuenta la percepción de los ciudadanos para su construcción, a excepción del Smart City Index. Además, es baja la proporción de ciudades latinoamericanas incluidas en el análisis: el mayor porcentaje observado es de aproximadamente 15%, en el índice IESE Cities in Motion. Las posiciones ocupadas por las localidades de Latinoamérica que se consideran en los índices varían desde ubicaciones medias-altas (para la menor cantidad de ciudades), hasta puestos bajos o muy bajos. Cabe destacar que la ciudad inteligente de Argentina que figura en el top ranking de tales índices internacionales es la Ciudad de Buenos Aires, situada siempre en el primer o segundo lugar de Latinoamérica.

Quizás, una forma de superar la deficiencia de los indicadores existentes y lograr evaluar también a localidades con menos recursos, centros urbanos que buscan convertirse en inteligentes para desarrollarse, sea adoptar mediciones que evalúen la satisfacción ciudadana

con los servicios que su ciudad ofrece. Desde esa óptica fue construido el Índice de Percepción de Ciudad Inteligente (IPCI), indicador que se propone evaluar la inteligencia de la ciudad de Bahía Blanca según datos de opinión de los propios habitantes.

El IPCI fue formado a partir de tres subíndices compuestos: Awareness, Uso e Impacto Esperado. Estas dimensiones de análisis constituyen las etapas que distingue la Unión Internacional de Telecomunicaciones (ITU) a la hora de caracterizar el proceso de desarrollo de las TIC y la transformación de un país para convertirse en una sociedad de la información.

El valor medio del IPCI no fue elevado (0,5029), pero muestra que la ciudad de Bahía Blanca logró avances moderados que pueden ser aprovechados para seguir implementando medidas que acerquen a la ciudad a convertirse en una *Smart City*. Los valores del indicador final son fuertemente impulsados por su componente Impacto Esperado, subíndice que presenta los resultados más elevados (0,6466 de media). Mientras el subíndice Uso obtuvo 0,5449 de valor promedio, el componente Awareness presentó los valores más reducidos, exhibiendo un resultado de 0,2921 de media. Estos resultados indican que, por más que los habitantes de Bahía Blanca no cuenten con un vasto entendimiento del concepto de Ciudad Inteligente y de las características de estas formas de urbanización sostenibles, ellos hacen uso de algunas actividades y servicios de esta índole que su ciudad les ofrece y valoran fuertemente el impacto y las consecuencias de proyectos que tiendan a incrementar la inteligencia de su localidad.

En relación a la comprobación de las hipótesis planteadas antes de construir el IPCI, es posible ver que solo una de ella pudo ser confirmada, y de forma parcial: la H_4 , que plantea la existencia de una relación entre el IPCI y/o sus subcomponentes con la condición laboral de los encuestados. Los resultados arrojaron que los ciudadanos que cuentan con un empleo permanente son aquellos que utilizan más frecuente e intensamente los servicios urbanos relacionados con *Smart Cities*.

Por otro lado, la influencia del factor edad en los subíndices es poco clara, y el efecto negativo que la edad produce en los valores finales del IPCI no es lo suficientemente intenso como para sostener con un grado de confianza significativo que cuanto mayor es una persona, menor será el IPCI que mostrará.

Finalmente, mientras que el nivel educativo de los encuestados no influye en el IPCI o en los subíndices que lo componen, el género solamente es de relevancia al observar los valores del subíndice Impacto Esperado: las mujeres perciben más fuertemente que los hombres el impacto de proyectos de Ciudad Inteligente.

Lamentablemente, no se cuenta con datos de otras ciudades para comparar los resultados del IPCI. Sería deseable evaluar en el futuro la percepción de los habitantes respecto de la inteligencia de sus ciudades para otras localidades de Argentina, y así poder cotejar el nivel de desarrollo de las iniciativas de *Smart Cities* para distintos sitios del país. Es posible que contar con información para otros centros urbanos de Argentina también sea de utilidad para ahondar en la comprensión de los efectos causados por las diferencias demográficas en la preparación de la población, el uso que hace de los servicios y la relevancia que le otorga a las iniciativas de Ciudades Inteligentes.

Índice temático

Resumen.....	1
Introducción	1
Marco Teórico.....	3
Estado del Arte.....	8
Índices Internacionales de Smart City: Presencia de Ciudades Latinoamericanas..	8
Smart City Index.	8
Índice IESE Cities in Motion.	10
Innovation City Index.	14
Global Cities Index.	17
Comparación de índices.....	19
Marco Metodológico.....	20
Subíndices que Componen al IPCI	22
Fuente de datos	24
Metodología: técnicas y variables.....	25
Hipótesis	28
Descripción de las Variables de Control.....	29
Edad.	29
Género.....	29
Nivel educativo alcanzado.	30
Condición laboral.....	30
Resultados	31
Conformación de los subíndices y del IPCI.....	31
Construcción del subíndice Awareness.	31
Construcción del subíndice Uso.....	34
Construcción del subíndice Impacto Esperado.	38
Construcción del Índice de Percepción de Ciudad Inteligente (IPCI).	43

Comparación de Medias y Análisis de Tablas ANOVA	43
Análisis de los Resultados	44
Conclusiones	47

Referencias

- Abella, A. y Ruiz, J. L. (2015). *Medida del impacto de la smart city: Gestión de la experiencia ciudadana*. España: Grupo Tecma Red S.L. Recuperado de: <https://www.esmartcity.es/comunicaciones/i-congreso-ciudades-inteligentes-impacto-de-la-smart-city>
- Albino, V., Berardi, U. y Dangelico, R. M. (2015). Smart cities: Definitions, dimensions, performance, and initiatives. *Journal of urban technology*, 22(1), 3-21.
- Alderete, M. V. (2012). Medición de las tecnologías de la información y la comunicación en empresas de servicios de Colombia. *Cuadernos de Administración*, 25(45), 39-62.
- Alderete, M. V. (2019). Exploring the smart city indexes and the role of macro factors for measuring cities smartness. *Social Indicators Research*. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02168-y>
- Alderete, M. V. y Linares S. (2017). Participación ciudadana: el caso de la ordenanza de acceso a la información pública de la Municipalidad de Bahía Blanca. *Anales de la LII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política*. Recuperado de https://aaep.org.ar/espa/anales/works/works2017/alderete_linares.pdf
- Alshehri, M., Drew, S., Alhussain, T. y Alghamdi, R. (2012). The effects of website quality on adoption of e-government service: An empirical study applying UTAUT model using SEM. Trabajo presentado en la 23ra Australasian Conference On Information Systems, Geelong, Victoria, Australia.
- Anthopoulos, L. y Fitsilis, P. (2010). From digital to ubiquitous cities: Defining a common architecture for urban development. En *IE '10: Proceedings of the 2010 sixth international conference on intelligent environments* (pp. 301-306). Kuala Lumpur, Malasia: IEEE.
- Belanche, D., Casaló, L. V. y Flavián, C. (2012). Integrating trust and personal values into the Technology Acceptance Model: The case of e-government services adoption. *Cuadernos de Economía y Dirección de la Empresa*, 15(4), 192-204.
- Belanche, D., Casaló, L. V. y Orús, C. (2016). City attachment and use of urban services: Benefits for smart cities. *Cities*, 50, 75-81.
- Belissent, J., y Girón, F. (2013). *Service providers accelerate smart city projects*. *Forrester Research Report*. Cambridge, MA: Forrester Publication.

- Berrone, P., Ricart, J. E., Carrasco, C. y Ricart, R. (2014). *IESE cities in motion: Metodología y modelización índice 2014*. Barcelona, España: Universidad de Navarra. Recuperado de <https://media.iese.edu/research/pdfs/ST-0335.pdf>
- Berrone, P., Ricart, J. E., Duch T-Figueras, A. I. y Carrasco, C. (2019). *Índice IESE cities in motion*. Barcelona, España: Universidad de Navarra. Recuperado de <https://media.iese.edu/research/pdfs/ST-0509.pdf>
- Capellán, N., Jolías, L. y Prince, A. (2016). *Ciudades Inteligentes: El aporte de las TIC a la comunidad*. Cámara de Informática y Comunicaciones de la República Argentina. Recuperado de http://www.cicomra.org.ar/cicomra2/2016/ciudades_inteligentes.pdf
- Caragliu, A., Del Bo, C. y Nijkamp, P. (2011). Smart cities in Europe. *Journal of urban technology*, 18(2), 65-82.
- Castiella, L. (2016). La importancia de un modelo de planificación estratégica para el desarrollo de ciudades inteligentes. En *Plan País Digital: La importancia de las ciudades inteligentes como factor de desarrollo económico y social*. Panel llevado a cabo en el Congreso Internacional sobre Ciudades Inteligentes, Innovación y Sustentabilidad, Córdoba, Argentina.
- Chen, C. W. (2010). Impact of quality antecedents on taxpayer satisfaction with online tax-filing systems—An empirical study. *Information & Management*, 47, 308–315.
- Ciucci, F., Díaz, L., Alderete, M. V. y Linares, S. (2019). Construcción de un índice para medir la transparencia municipal: Buenos Aires, Bahía Blanca y las capitales de provincia de Argentina. *Revista Iberoamericana de Estudios municipales*, 20, número especial.
- Comisión Europea (s.f.). *Smart cities: Cities using technological solutions to improve the management and efficiency of the urban environment*. Recuperado de https://ec.europa.eu/info/eu-regional-and-urban-development/topics/cities-and-urban-development/city-initiatives/smart-cities_en
- Diez, J. I. M. y Scudelati, M. (2016). Bahía Blanca: ¿Hacia la posible conformación de una ciudad inteligente? Trayectoria y políticas públicas. *Trayectorias*, 18(43), 29-52.
- Duch, A. I. y Ricart, J. E. (2018). Medellín: A story of transformation [Mensaje en un blog]. Recuperado de <https://blog.iese.edu/cities-challenges-and-management/2018/10/26/medellin-a-story-of-transformation/>
- Ferrando, P. J. y Anguiano-Carrasco, C. (2010). El análisis factorial como técnica de investigación en psicología. *Papeles del psicólogo*, 31(1), 18-33.

- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J. y Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis* (7ma. ed.). Harlow, Reino Unido: Pearson Education.
- Hales, M., Mendoza Pena, A., Peterson, E. y Dessibourg-Freer, N. (2019). *2019 global cities report*. Recuperado de <https://www.kearney.com/documents/20152/2794549/A+Question+of+Talent%E2%80%94Global+Cities+Report.pdf/106f30b1-83db-25b3-2802-fa04343a36e4?t=1559144999157>
- Hall, P., 2000. Creative cities and economic development. *Urban Studies*, 37(4), 639-649.
- Innovation Cities Program. (2019). *Innovation cities™ index 2019: Global*. Recuperado de <https://www.innovation-cities.com/index-2019-global-city-rankings/18842/>
- Innovation Cities Program. (s.f.). *3 factors*. Recuperado de <https://www.innovation-cities.com/3-factors/6987/6987/>
- ITU. (2010). *Measuring the information society*. Geneva: International Telecommunication Union.
- ITU. (2017). *Measuring the information society report: Volume 1*. Geneva: International Telecommunication Union.
- ITU. (2018). *Measuring the information society report: Volume 2*. Geneva: International Telecommunication Union.
- ITU. (2019). *ICT development index 2019 consultation*. Recuperado de <https://www.itu.int/en/ITU-D/Statistics/Pages/IDI2019consultation/default.aspx>
- Joshi, S., Saxena, S. y Godbole, T. (2016). Developing smart cities: An integrated framework. *Procedia Computer Science*, 93, 902-909. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.258>
- Klimovský, D., Pinterič, U., y Šaparnienė, D. (2016). Human limitations to introduction of smart cities: Comparative analysis from two CEE cities. *Transylvanian review of administrative sciences*, 12(47), 80-96.
- Liberona, D. y Ruiz, M. (2013). Análisis de la implementación de programas de gestión del conocimiento en las empresas chilenas. *Estudios gerenciales*, 29, 151-160.
- Lizasoain, L. y Joaristi, L. (2003). *Gestión y análisis de datos con SPSS. Versión 11*. Thomson: Madrid.
- López Aguado, M. y Gutiérrez Provecho, M. L. (2019). Cómo realizar e interpretar un análisis factorial exploratorio utilizando SPSS. *REIRE: revista d'innovació i recerca en educació*, 12(2), 1-14.
- Lupiañez Villanueva, F., y Faulí, C. (2017). *Ciudades inteligentes. Evaluación social de proyectos de smart cities*. Montevideo: cet.la.

- Lytras, M. D., Visvizi, A. y Sarirete, A. (2019). Clustering smart city services: Perceptions, expectations, responses. *Sustainability*, 11(6), 1669.
- Macke, J., Casagrande, R. M., Sarate, J. A. R. y Silva, K. A. (2018). Smart city and quality of life: Citizens' perception in a Brazilian case study. *Journal of cleaner production*, 182, 717-726.
- Marsal-Llacuna, M. L., Colomer-Llinàs, J., y Meléndez-Frigola, J. (2015). Lessons in urban monitoring taken from sustainable and livable cities to better address the smart cities initiative. *Technological Forecasting and Social Change*, 90, 611-622.
- Mora, L., Bolici, R. y Deakin, M. (2017). The first two decades of smart-city research: A bibliometric analysis. *Journal of Urban Technology*, 24(1), 3-27.
- Nam, T. y Pardo, T. A. (2011). Smart city as urban innovation: focusing on management, policy and context. En *ICEGOV '11: Proceedings of the 5th international conference on theory and practice of electronic governance* (pp. 185-194). Tallinn, Estonia: Association for Computing Machinery.
- Observatorio de Ciudades Inteligentes del Centro de Competitividad Mundial del IMD y Universidad de Tecnología y Diseño de Singapur. (2019a). *Smart city index*. Recuperado de <https://www.imd.org/research-knowledge/reports/imd-smart-city-index-2019/>
- Observatorio de Ciudades Inteligentes del Centro de Competitividad Mundial del IMD y Universidad de Tecnología y Diseño de Singapur. (2019b). *Smart city index methodology*. Recuperado de <https://www.imd.org/smart-city-observatory/smart-city-index/>
- OCDE. (2008). *Handbook on constructing composite indicators: methodology and user guide*. París: OECD publications.
- ONU (2018). *Las ciudades seguirán creciendo, sobre todo en los países en desarrollo*. Nueva York, Estados Unidos: Noticias ONU. Recuperado de <https://www.un.org/development/desa/es/news/population/2018-world-urbanization-prospects.html>
- Paskaleva, K. A. (2009). Enabling the smart city: The progress of city e-governance in Europe. *International Journal of Innovation and Regional Development*, 1(4), 405-422.
- Příbyl, O. y Horák, T. (2015). Individual perception of smart city strategies. En M. Jerabek. (Ed.), *2015 Smart cities symposium Prague (SCSP)*. Praga, República Checa: IEEE.

- Shapiro, J. M. (2006). Smart cities: quality of life, productivity, and the growth effects of human capital. *The review of economics and statistics*, 88(2), 324-335.
- Smart City Hub. (2018). *How inclusive infrastructure can help women*. Recuperado de: <https://smartcityhub.com/collaborative-city/inclusive-infrastructure-help-women/>
- Soe, R. M. (2017). The role of demographics in cities. En C. C. Hinnant y A. Ojo (Eds.), *Proceedings of the 18th annual international conference on digital government research* (pp. 446-451). Nueva York, Estados Unidos: Association for Computing Machinery.
- Suárez, O. M. (2007). Aplicación del análisis factorial a la investigación de mercados. Caso de estudio. *Scientia et Technica*, 1(35), 281-286.
- Sulaiman, K. M. y Roy, N. (2019). Gender security and smart cities in India. En S. Sapna y S. Sharma (Eds.), *Proceedings of international conference on gender equality through the strategy of gender mainstreaming* (pp. 48-57). India: Presidency University.
- Teo, T. S., Srivastava, S. C. y Jiang, L. (2008). Trust and electronic government success: An empirical study. *Journal of management information systems*, 25(3), 99-132.
- Thuzar, M. (2011). Urbanization in southeast Asia: Developing smart cities for the future? *Regional Outlook*, 183, 96-100.
- Topetta, D. (2010, octubre). The smart city vision: How innovation and ICT can build smart, “liveable”, sustainable cities. *THINK! The Innovation Knowledge Foundation*. Recuperado de https://inta-aivn.org/images/cc/Urbanism/background%20documents/Toppetta_Report_005_2010.pdf
- Washburn, D., Sindhu, U., Balaouras, S., Dines, R.A., Hayes, N.M., y Nelson, L.E. (2010). *Helping CIOs understand “smart city” initiatives: Defining the smart city, its drivers, and the role of the CIO*. Cambridge, MA: Forrester Research, Inc. Recuperado de http://public.dhe.ibm.com/partnerworld/pub/smb/smarterplanet/forr_help_cios_und_smart_city_initiatives.pdf
- Weerakkody, V., Irani, Z., Lee, H., Hindi, N. y Osman, I. (2016) Are U.K. citizens satisfied with e-government services? Identifying and testing antecedents of satisfaction. *Information Systems Management*, 33(4), 331-343.
- Winters, J. V. (2011). Why are smart cities growing? Who moves and who stays. *Journal of regional science*, 51(2), 253-270.
- Yeh, H. (2017). The effects of successful ICT-based smart city services: From citizens' perspectives. *Government Information Quarterly*, 34(3), 556-565.

Zurita Cruz, C. E. (2018). Percepción del estudiante universitario de Mazatlán, México sobre la implementación de una ciudad inteligente. *Revista de Investigación en Tecnologías de la Información: RITI*, 6(12), 163-169.

Anexo - Comparación de Medias y Análisis de Tablas ANOVA

Comparaciones con Edad Joven.

Cruces con el subíndice Awareness.

Cuadro 32

Subíndice Awareness vs Edad Joven: medias.

¿Es Ud. una persona de edad joven? (31 años o menos)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad joven	0,2621	63	0,19057
Sí, es una persona de edad joven	0,3478	30	0,25392
Total	0,2897	93	0,21545

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 33

Subíndice Awareness vs Edad Joven: tabla ANOVA.

Subíndice Awareness * ¿Es Ud. una persona de edad joven?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,149	1	0,149	3,291	0,073
Dentro de los grupos	4,122	91	0,045		
Total	4,271	92			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el subíndice Uso.

Cuadro 34

Subíndice Uso vs Edad Joven: medias.

¿Es Ud. una persona de edad joven? (31 años o menos)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad joven	0,5486	63	0,20926
Sí, es una persona de edad joven	0,5370	30	0,29339
Total	0,5449	93	0,23806

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 35

Subíndice Uso vs Edad Joven: tabla ANOVA.

Subíndice Uso * ¿Es Ud. una persona de edad joven?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,003	1	0,003	0,048	0,826
Dentro de los grupos	5,211	91	0,057		
Total	5,214	92			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el subíndice Impacto Esperado.***

Cuadro 36

Subíndice Impacto Esperado vs Edad Joven: medias.

¿Es Ud. una persona de edad joven? (31 años o menos)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad joven	0,6458	52	0,27048
Sí, es una persona de edad joven	0,6403	26	0,22425
Total	0,6439	78	0,25454

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 37

Subíndice Impacto Esperado vs Edad Joven: tabla ANOVA.

Subíndice Impacto Esperado * ¿Es Ud. una persona de edad joven?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,001	1	0,001	0,008	0,929
Dentro de los grupos	4,989	76	0,066		
Total	4,989	77			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el IPCI.***

Cuadro 38

IPCI vs Edad Joven: medias.

¿Es Ud. una persona de edad joven? (31 años o menos)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad joven	0,4903	52	0,13197
Sí, es una persona de edad joven	0,5258	26	0,11666
Total	0,5022	78	0,12743

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 39

IPCI vs Edad Joven: tabla ANOVA.

IPCI * ¿Es Ud. una persona de edad joven?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,022	1	0,022	1,352	0,248
Dentro de los grupos	1,228	76	0,016		
Total	1,250	77			

Fuente: Elaboración propia.**Comparaciones con Edad Media.*****Cruces con el subíndice Awareness.***

Cuadro 40

Subíndice Awareness vs Edad Media: medias.

¿Es Ud. una persona de edad media? (entre 32 y 41 años)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad media	0,3257	57	0,23816
Sí, es una persona de edad media	0,2329	36	0,16073
Total	0,2897	93	0,21545

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 41

Subíndice Awareness vs Edad Media: tabla ANOVA.

Subíndice Awareness * ¿Es Ud. una persona de edad media?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,190	1	0,190	4,236	0,042
Dentro de los grupos	4,081	91	0,045		
Total	4,271	92			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el subíndice Uso.***

Cuadro 42

Subíndice Uso vs Edad Media: medias.

¿Es Ud. una persona de edad media? (entre 32 y 41 años)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad media	0,5343	57	0,26606
Sí, es una persona de edad media	0,5618	36	0,18772
Total	0,5449	93	0,23807

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 43

Subíndice Uso vs Edad Media: tabla ANOVA.

Subíndice Uso * ¿Es Ud. una persona de edad media?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,017	1	0,017	0,293	0,590
Dentro de los grupos	5,197	91	0,057		
Total	5,214	92			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el subíndice Impacto Esperado.***

Cuadro 44

Subíndice Impacto Esperado vs Edad Media: medias.

¿Es Ud. una persona de edad media? (entre 32 y 41 años)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad media	0,6028	45	0,26414
Sí, es una persona de edad media	0,7001	33	0,23313
Total	0,6440	78	0,25455

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 45

Subíndice Impacto Esperado vs Edad Media: tabla ANOVA.

Subíndice Impacto Esperado * ¿Es Ud. una persona de edad media?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,180	1	0,180	2,848	0,096
Dentro de los grupos	4,809	76	0,063		
Total	4,989	77			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el IPCI.***

Cuadro 46

IPCI vs Edad Media: medias.

¿Es Ud. una persona de edad media? (entre 32 y 41 años)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad media	0,4960	45	0,13427
Sí, es una persona de edad media	0,5105	33	0,11899
Total	0,5022	78	0,12743

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 47

IPCI vs Edad Media: tabla ANOVA.

IPCI * ¿Es Ud. una persona de edad media?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,004	1	0,004	0,243	0,624
Dentro de los grupos	1,246	76	0,016		
Total	1,250	77			

Fuente: Elaboración propia.**Comparaciones con Edad Avanzada.***Cruces con el subíndice Awareness.*

Cuadro 48

Subíndice Awareness vs Edad Avanzada: medias.

¿Es Ud. una persona de edad avanzada? (42 años o más)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad avanzada	0,2851	66	0,21447
Sí, es una persona de edad avanzada	0,3011	27	0,22151
Total	0,2897	93	0,21545

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 49

Subíndice Awareness vs Edad Avanzada: tabla ANOVA.

Subíndice Awareness * ¿Es Ud. una persona de edad avanzada?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,005	1	0,005	0,105	0,747
Dentro de los grupos	4,266	91	0,047		
Total	4,271	92			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el subíndice Uso.

Cuadro 50

Subíndice Uso vs Edad Avanzada: medias.

¿Es Ud. una persona de edad avanzada? (42 años o más)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad avanzada	0,5505	66	0,23987
Sí, es una persona de edad avanzada	0,5312	27	0,23756
Total	0,5449	93	0,23807

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 51

Subíndice Uso vs Edad Avanzada: tabla ANOVA.

Subíndice Uso * ¿Es Ud. una persona de edad avanzada?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,007	1	0,007	0,125	0,724
Dentro de los grupos	5,207	91	0,057		
Total	5,214	92			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el subíndice Impacto Esperado.

Cuadro 52

Subíndice Impacto Esperado vs Edad Avanzada: medias.

¿Es Ud. una persona de edad avanzada? (42 años o más)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad avanzada	0,6738	59	0,22926
Sí, es una persona de edad avanzada	0,5515	19	0,30966
Total	0,6440	78	0,25455

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 53

Subíndice Impacto Esperado vs Edad Avanzada: tabla ANOVA.

Subíndice Impacto Esperado * ¿Es Ud. una persona de edad avanzada?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,215	1	0,215	3,418	0,068
Dentro de los grupos	4,774	76	0,063		
Total	4,989	77			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el IPCI.***

Cuadro 54

IPCI vs Edad Avanzada: medias.

¿Es Ud. una persona de edad avanzada? (42 años o más)	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es una persona de edad avanzada	0,5173	59	0,11720
Sí, es una persona de edad avanzada	0,4553	19	0,14877
Total	0,5022	78	0,12743

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 55

IPCI vs Edad Avanzada: tabla ANOVA.

IPCI * ¿Es Ud. una persona de edad avanzada?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,055	1	0,055	3,511	0,065
Dentro de los grupos	1,195	76	0,016		
Total	1,250	77			

Fuente: Elaboración propia.

Comparaciones con Género.

Cruces con el subíndice Awareness.

Cuadro 56

Subíndice Awareness vs Género: medias.

¿Es hombre?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, es mujer	0,2900	67	0,21927
Sí, es hombre	0,2968	30	0,20147
Total	0,2921	97	0,21290

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 57

Subíndice Awareness vs Género: tabla ANOVA.

Subíndice Awareness * ¿Es hombre?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,001	1	0,001	0,020	0,887
Dentro de los grupos	4,350	95	0,046		
Total	4,351	96			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el subíndice Uso.

Cuadro 58

Subíndice Uso vs Género: medias.

¿Es hombre?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, es mujer	0,5339	67	0,23509
Sí, es hombre	0,5694	30	0,24862
Total	0,5449	97	0,23862

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 59

Subíndice Uso vs Género: tabla ANOVA.

Subíndice Uso * ¿Es hombre?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,026	1	0,026	0,456	0,501
Dentro de los grupos	5,440	95	0,057		
Total	5,466	96			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el subíndice Impacto Esperado.

Cuadro 60

Subíndice Impacto Esperado vs Género: medias.

¿Es hombre?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, es mujer	0,6909	54	0,23357
Sí, es hombre	0,5546	26	0,26933
Total	0,6466	80	0,25237

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 61

Subíndice Impacto Esperado vs Género: tabla ANOVA.

Subíndice Impacto Esperado * ¿Es hombre?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,326	1	0,326	5,411	0,023
Dentro de los grupos	4,705	78	0,060		
Total	5,031	79			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el IPCI.

Cuadro 62

IPCI vs Género: medias.

¿Es hombre?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, es mujer	0,5106	54	0,11883
Sí, es hombre	0,4868	26	0,14167
Total	0,5029	80	0,12630

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 63

IPCI vs Género: tabla ANOVA.

IPCI * ¿Es hombre?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,010	1	0,010	0,622	0,433
Dentro de los grupos	1,250	78	0,016		
Total	1,260	79			

Fuente: Elaboración propia.

Comparaciones con Nivel Educativo.

Cruces con el subíndice Awareness.

Cuadro 64

Subíndice Awareness vs Nivel educativo alcanzado: medias.

¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no alcanzó nivel educativo elevado	0,2834	9	0,19320
Sí, alcanzó nivel educativo elevado	0,2930	88	0,21581
Total	0,2921	97	0,21290

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 65

Subíndice Awareness vs Nivel educativo alcanzado: tabla ANOVA.

Subíndice Awareness * ¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,001	1	0,001	0,016	0,898
Dentro de los grupos	4,351	95	0,046		
Total	4,351	96			

Fuente: Elaboración propia.

Cruces con el subíndice Uso.

Cuadro 66

Subíndice Uso vs Nivel educativo alcanzado: medias.

¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no alcanzó nivel educativo elevado	0,5303	9	0,28046
Sí, alcanzó nivel educativo elevado	0,5464	88	0,23574
Total	0,5449	97	0,23862

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 67

Subíndice Uso vs Nivel educativo alcanzado: tabla ANOVA.

Subíndice Uso * ¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,002	1	0,002	0,036	0,849
Dentro de los grupos	5,464	95	0,058		
Total	5,466	96			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el subíndice Impacto Esperado.***

Cuadro 68

Subíndice Impacto Esperado vs Nivel educativo alcanzado: medias.

¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no alcanzó nivel educativo elevado	0,7222	7	0,20172
Sí, alcanzó nivel educativo elevado	0,6394	73	0,25667
Total	0,6466	80	0,25237

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 69

Subíndice Impacto Esperado vs Nivel educativo alcanzado: tabla ANOVA.

Subíndice Impacto Esperado * ¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,044	1	0,044	0,686	0,410
Dentro de los grupos	4,988	78	0,064		
Total	5,031	79			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el IPCI.***

Cuadro 70

IPCI vs Nivel educativo alcanzado: medias.

¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no alcanzó nivel educativo elevado	0,5251	7	0,14346
Sí, alcanzó nivel educativo elevado	0,5007	73	0,12543
Total	0,5029	80	0,12630

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 71

IPCI vs Nivel educativo alcanzado: tabla ANOVA.

IPCI * ¿Alcanzó nivel educativo elevado?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,004	1	0,004	0,235	0,629
Dentro de los grupos	1,256	78	0,016		
Total	1,260	79			

Fuente: Elaboración propia.**Comparaciones con Condición Laboral.*****Cruces con el subíndice Awareness.***

Cuadro 72

Subíndice Awareness vs Ocupado permanente: medias.

¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es ocupado permanente	0,2957	20	0,22186
Sí, es ocupado permanente	0,2912	77	0,21200
Total	0,2921	97	0,21290

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 73

Subíndice Awareness vs Ocupado permanente: tabla ANOVA.

Subíndice Awareness * ¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,000	1	0,000	0,007	0,933
Dentro de los grupos	4,351	95	0,046		
Total	4,351	96			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el subíndice Uso.***

Cuadro 74

Subíndice Uso vs Ocupado permanente: medias.

¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es ocupado permanente	0,4333	20	0,26459
Sí, es ocupado permanente	0,5739	77	0,22426
Total	0,5449	97	0,23862

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 75

Subíndice Uso vs Ocupado permanente: tabla ANOVA.

Subíndice Uso * ¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,314	1	0,314	5,787	0,018
Dentro de los grupos	5,153	95	0,054		
Total	5,466	96			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el subíndice Impacto Esperado.***

Cuadro 76

Subíndice Impacto Esperado vs Ocupado permanente: medias.

¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es ocupado permanente	0,7016	14	0,23124
Sí, es ocupado permanente	0,6349	66	0,25675
Total	0,6466	80	0,25237

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 77

Subíndice Impacto Esperado vs Ocupado permanente: tabla ANOVA.

Subíndice Impacto Esperado * ¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,051	1	0,051	0,805	0,372
Dentro de los grupos	4,980	78	0,064		
Total	5,031	79			

Fuente: Elaboración propia.***Cruces con el IPCI.***

Cuadro 78

IPCI vs Ocupado permanente: medias.

¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Medias	Casos	Desvío estándar
No, no es ocupado permanente	0,5360	14	0,09711
Sí, es ocupado permanente	0,4958	66	0,13120
Total	0,5029	80	0,12630

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 79

IPCI vs Ocupado permanente: tabla ANOVA.

IPCI * ¿Es su condición laboral ocupado permanente?	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	F	Significación
Entre grupos (Combinado)	0,019	1	0,019	1,173	0,282
Dentro de los grupos	1,241	78	0,016		
Total	1,260	79			

Fuente: Elaboración propia.