

## DISEÑO DE UN SISTEMA DE INDICADORES DE SOSTENIBILIDAD APLICADO A LA GESTIÓN DE UNA PLAYA URBANA: LAS CANTERAS (GRAN CANARIA)

EMMA PÉREZ-CHACÓN ESPINO ([id](#))<sup>1</sup>  
CAROLINA PEÑA ALONSO ([id](#))<sup>1</sup>  
ADRIÁN PEÑATE SÁNCHEZ ([id](#))<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Grupo de Geografía Física y Medio Ambiente, Instituto de Oceanografía y Cambio Global, IOGAG, Departamento de Geografía, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, ULPGC, C/ Pérez del Toro, nº 1, CP:35004 Las Palmas de Gran Canaria

<sup>2</sup>Departamento de Informática y Sistemas, Instituto Universitario de Sistemas Inteligentes y Aplicaciones numéricas en Ingeniería, IUSIANI, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, ULPGC, Edificio de Informática y Matemáticas, Campus de Tafira 35017

Autor de correspondencia: [emma.perez-chacon@ulpgc.es](mailto:emma.perez-chacon@ulpgc.es)

**Resumen.** Las mayores densidades de población se localizan actualmente entre los 10 y 30 primeros kilómetros de costa. En espacios insulares, como las islas Canarias y, concretamente, en las zonas urbanas, la ocupación del litoral es extrema. La playa de Las Canteras, ubicada en el municipio de Las Palmas de Gran Canaria, es un claro ejemplo. El objetivo de la investigación es diseñar un sistema de indicadores de sostenibilidad como herramienta para la gestión de la playa. Su estructura comprende diversas dimensiones: a nivel social, indicadores de gobernanza, calidad de la playa y gestión local; a nivel ambiental, indicadores de contaminación ambiental, impactos humanos y vulnerabilidad geomorfológica; y a nivel económico, indicadores sobre servicios turísticos, satisfacción del visitante y uso público. La metodología tiene como objetivo la depuración del conjunto de variables recopiladas, aplicando herramientas de inteligencia artificial, e incorporando como criterios básicos la información aportada por cada variable y su coste económico. Los resultados muestran que la métrica creada mediante inteligencia artificial permite entender mejor la redundancia entre variables y, de esta manera, realizar una selección más efectiva. Esto permite reducir el coste económico público necesario para controlar la sostenibilidad de la playa e, indirectamente, limitar los efectos de los impactos humanos sobre el ecosistema.

**Palabras clave:** sistema de indicadores, sostenibilidad, inteligencia artificial, multidisciplinariedad, gestión litoral.

### DESIGNING A SUSTAINABILITY INDICATORS SYSTEM APPLIED TO AN URBAN BEACH MANAGEMENT: LAS CANTERAS (GRAN CANARIA)

**Abstract.** The highest population densities are currently located between the first 10 and 30 kilometers of coastline. In insular spaces, such as the Canary Islands and, specifically, in urban areas, the occupation of the coast is extreme. Las Canteras beach, located in the municipality of Las Palmas de Gran Canaria (Gran Canaria), is a clear example. The objective of the research is the design of a system of sustainability indicators as a tool for beach management. The indicator structure includes various dimensions: at the social level, governance indicators, beach quality and local management; at the environmental level, indicators of environmental contamination, human impacts and geomorphological vulnerability; and at the economic level, indicators on tourist services and facilities, visitor satisfaction and public use. The objective of the methodology is to refine the set of variables collected, applying artificial intelligence tools, and incorporating the information provided by each variable and its economic cost as basic criteria. The results show that the metric created by artificial

intelligence allows a better understanding of the redundancy between variables and, in this way, makes a more effective selection. This makes it possible to reduce the public economic cost necessary to control the sustainability of the beach and, indirectly, limit the effects of human impacts on the ecosystem.

**Keywords:** indicator system, sustainability, multidisciplinary, artificial intelligence, coastal management.

## 1. INTRODUCCIÓN

Los espacios litorales son actualmente centro de atracción para la población mundial. De hecho, se espera que en la próxima década el 50% de la población mundial se localice en los primeros 100 km de costa (Neumann *et al.*, 2015). En áreas litorales, donde los recursos costeros son limitados, se observa un mayor impacto de la presión causada por las actividades humanas, especialmente en entornos urbanos. La gestión de este tipo de espacios es compleja, pues debe adaptarse a procesos socio-ecológicos continuamente cambiantes. Por ello, para su correcta gestión, es necesario el desarrollo de un sistema de monitoreo adecuado a sus características ambientales, económicas y sociales.

En este contexto, los indicadores compuestos son una herramienta de análisis multidimensional de los sistemas socio-ecológicos (SSE). Su desarrollo se inicia en la década de 1990, con el objetivo de mejorar los procesos intergubernamentales (relacionados con la biodiversidad, la economía, la política o el clima, entre otros). Actualmente, son utilizados en el marco de grandes proyectos de investigación, que abarcan escalas regionales amplias (países o continentes), o de informes cuyos datos requieren un sistema de comparación común. En un ámbito especialmente normativo, como el de la “sostenibilidad”, el planteamiento de indicadores se ha convertido en un desafío importante para los científicos (McCool y Stankey, 2004). Por esta razón, el desarrollo de indicadores de sostenibilidad está ligado a la “producción del conocimiento científico” y a la “administración política”, que deben coordinarse adecuadamente (Rametsteiner *et al.*, 2011).

Uno de los problemas en la creación y aplicación de indicadores son las disyuntivas existentes entre las narrativas de las diferentes disciplinas (Anderies *et al.*, 2004), y la incertidumbre en el proceso de gestión (Sarewitz, 2004). El establecimiento de indicadores y escenarios es el modo en el que las diferentes disciplinas convergen para dar solución a los problemas de los SSE (Hukkinen, 2006). Los indicadores actúan como las señales que permiten observar los procesos que ocurren en un SSE, y los escenarios son los marcos de referencia utilizados para interpretar dichos procesos. En función de las narrativas a las que están asociados, la selección e interpretación de los indicadores puede ser diferente, por lo que han de definirse a partir del consenso entre las diferentes disciplinas y, más allá de las esferas científico-técnicas, entre los diferentes actores implicados en los procesos que se desean analizar en un escenario determinado. Es por ello que la construcción de un sistema de indicadores, para evaluar la sostenibilidad de un SSE, pasa por la deliberación colectiva de la opinión política, de expertos en la materia y de los usuarios del sistema. Pues éste ha de responder a las preguntas de todos los colectivos implicados y permitir evaluar, de la manera más robusta posible, los procesos que se desean medir.

En esta investigación se analiza el proceso seguido en la bahía del Confital, donde se localiza la playa urbana de Las Canteras, para diseñar un sistema de indicadores de sostenibilidad. Este entorno metropolitano se caracteriza por tener complejas relaciones socio-ecológicas, que deben ser definidas desde diversas visiones multidisciplinarias. Además, es necesaria la implicación de todos los agentes que forman parte de este entorno litoral, con el fin de llevar a cabo una gestión colaborativa y adaptativa del mismo, que sea dinámica a lo largo del tiempo.

La gestión de la playa de las Canteras es un ejemplo de referencia en la promoción de iniciativas de desarrollo sostenible, liderando continuamente propuestas relacionadas con el medio ambiente y el respeto a la naturaleza, como es el caso del proyecto “Micro Área Ecoturística de Las Canteras”, que representa un modelo innovador de gestión litoral, impulsado por las administraciones locales y asociaciones. En este sentido, la gestión de esta playa ha integrado en los últimos años un foro participativo en las decisiones tomadas al respecto. De esta iniciativa surge un convenio institucional entre la Concejalía de Gobierno Movilidad, Promoción Económica y Ciudad de Mar del Ayuntamiento de Las Palmas de Gran Canaria y la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Uno de los objetivos de esta colaboración entre

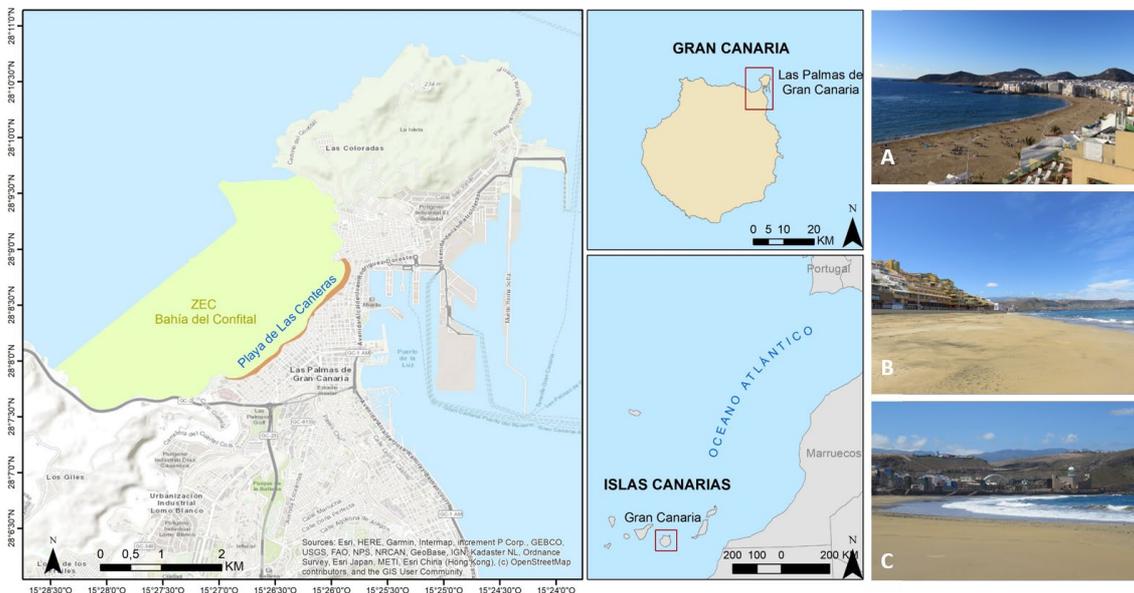
investigadores, técnicos municipales y responsables políticos es el diseño de un sistema de indicadores para estimar el grado de sostenibilidad de la playa de las Canteras y de su entorno.

La metodología utilizada se basa en el empleo de técnicas de Inteligencia Artificial (IA), para aprender formas de comparar y elegir las variables ambientales, sociales o económicas más apropiadas para construir el sistema de indicadores. Esto es importante porque los costes económicos de implementar todas las variables identificadas, y de mantener los sensores necesarios para alimentarlas de datos, son demasiado elevados. Por ello, el desarrollo de un procedimiento para seleccionar las mejores variables de control se presenta como un reto de gran calado.

## 2. ÁREA DE ESTUDIO

La playa de Las Canteras, objeto de estudio de este trabajo, se localiza en la denominada bahía del Confital. Este espacio está situado en el extremo noreste de Gran Canaria (Figura 1), y ocupa la franja litoral occidental de la península de la Isleta y del istmo de Guanarteme, en el municipio de Las Palmas de Gran Canaria. Por su parte, la playa de Las Canteras tiene una longitud de 2.250 m y, a pesar de las alteraciones antropogénicas de su entorno, presenta una notable biodiversidad y geodiversidad.

Figura 1. Área de estudio. Playa de Las Canteras: Arcos norte (A), central (B) y sur (C)



El enclave de la bahía del Confital se encuentra declarado, desde septiembre de 2011, Zona Especial de Conservación (ZEC), figura contenida en la Red Natura 2000 cuya finalidad es la de asegurar la supervivencia a largo plazo de las especies y los hábitats naturales más amenazados de Europa, contribuyendo a detener la pérdida de biodiversidad ocasionada por el impacto adverso de las actividades humanas. Asimismo, la ZEC Bahía del Confital (ES7010037) es colindante al Área Marina de La Isleta (ES7010016), integradas ambas en la Red de Áreas Marinas Protegidas de España. La ZEC se gestiona de manera que se garantice la protección y la conservación de los tipos de hábitats naturales y las especies de interés comunitario presentes en el espacio, adoptándose las medidas de conservación necesarias para alcanzar un equilibrio sostenible entre el desarrollo de los usos y actividades en la zona y la conservación de los valores naturales que contiene.

La playa de las Canteras es la principal playa urbana de la ciudad, pues cuenta con una gran afluencia de visitantes, tanto locales como foráneos, pudiendo alcanzar máximos de 70000 usuarios al día. Esta zona costera de la ciudad está sometida a una presión humana cada vez mayor, lo cual afecta a la calidad de las aguas de baño y costeras, a las especies y hábitats marinos que alberga, así como a la calidad del uso y disfrute de la ciudadanía en general. A pesar de la intensidad de la ocupación humana en la playa y su entorno, la gestión de la playa ha permitido la obtención de distintos galardones internacionales que

reconocen la calidad de sus aguas, servicios y gestión, como son la bandera azul, la ISO 14001, la Q de calidad turística, el Certificado de accesibilidad universal o el Sello de compromiso de calidad en destino.

### 3. METODOLOGÍA

El objetivo general de la investigación es diseñar un sistema de indicadores de sostenibilidad, que sirva como herramienta para la gestión de la playa. El sistema de indicadores presenta diversas dimensiones: a nivel social se han incorporado indicadores de gobernanza, calidad de la playa y gestión local; a nivel ambiental, indicadores de contaminación ambiental en el ámbito terrestre y marino, impactos humanos y vulnerabilidad geomorfológica; y a nivel económico indicadores sobre servicios turísticos, satisfacción del visitante y uso público. El primer paso ha consistido en identificar todas las variables con potencial para monitorizar la sostenibilidad de la playa. Esta tarea se ha realizado mediante un panel de expertos de diferentes ámbitos científico-técnicos: ciencias naturales, ciencias sociales, ingenierías, técnicos de la administración, entre otros.

Con el segundo paso, que es el que se presenta en esta comunicación, se pretende simplificar el número de variables inicialmente registradas, pues la utilización de todas ellas implicaría altos costes económicos. La metodología utilizada para abordar esta fase se fundamenta en el empleo de técnicas de IA, empleada como herramienta para aprender formas de comparar y seleccionar las variables ambientales, sociales o económicas más adecuadas. Mediante esa técnica de aprendizaje, se pretende obtener una métrica que permita comparar las diferentes variables del sistema de indicadores, eliminar redundancias y priorizar la selección las variables. La IA se encargará de sugerir las mejores variables en función de su coste y de la información sustancial que aporten.

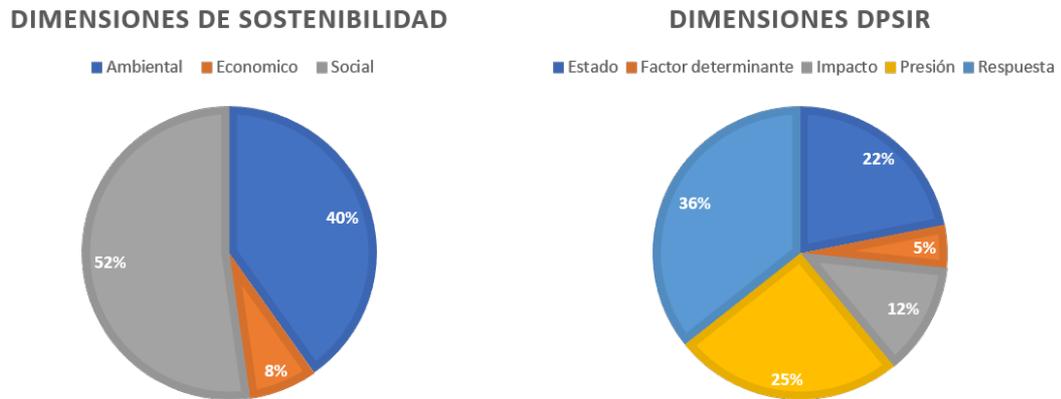
#### 3.1. Definición de dimensiones e identificación de variables

La elaboración del listado inicial de variables, y de los criterios de medidas de cada una de ellas, parte de dos modelos conceptuales: la sostenibilidad y el modelo DPSIR (FPEIR, en español), propuesto por la Agencia Europea de Medio Ambiente (2014). Por lo que respecta al primero, la definición de las dimensiones de la sostenibilidad de la playa y de su entorno contempla, de manera estandarizada, las dimensiones social, ambiental y económica (Evergreen, 2018). A su vez, el enfoque empleado en esta investigación también se ajusta al de las *Smart cities*, valorando la resiliencia, la inclusividad, los datos colaborativos y la calidad de vida del entorno a medir (Toli y Murtagh, 2020). Esta aproximación ha sido elegida porque el ayuntamiento quiere vincular este sistema de indicadores a los sensores que, para la medición automática de ciertas variables, ya ha puesto en marcha en la playa de las Canteras mediante un sistema de *Smart Beach*.

El segundo modelo conceptual (DPSIR) permite relacionar las acciones humanas, sus efectos, así como la capacidad de respuesta de la sociedad, siendo un enfoque especialmente útil para la gestión de una playa. Para ello los indicadores se organizan en las siguientes categorías: (F) fuerzas motrices (son las acciones que presionan el medio); (P) presión (describe los procesos antropogénicos que generan cambios ambientales); (E) estado (valora la situación en la que se encuentra un proceso); (I) impacto (indica los efectos de la presión sobre el medio) y (R) respuesta, donde se precisan las acciones de la sociedad para prevenir, compensar, aminorar o adaptarse a los cambios del estado del medio.

Para establecer la estructura básica del sistema de indicadores se realizó un análisis multidisciplinar de los procesos que ocurren en el sistema socio-ecológico de la playa de Las Canteras, donde el enfoque geográfico tuvo una especial significación, como herramienta de integración y de análisis espacial de los datos. Tras este proceso se incluyeron variables sobre la biota marina, calidad de las aguas de baño, calidad del aire, calidad recreativa, huella de carbono, contaminación acústica, presión humana en la playa, vulnerabilidad geomorfológica, satisfacción de usuarios, vínculos sociales-administrativos, promoción económica, así como procesos de gobernanza, comunicación y gestión. En total se recopilaron 266 variables, estructuradas a partir de los criterios de sostenibilidad (ambiental, económico y social) y del modelo DPSIR (Figura 2).

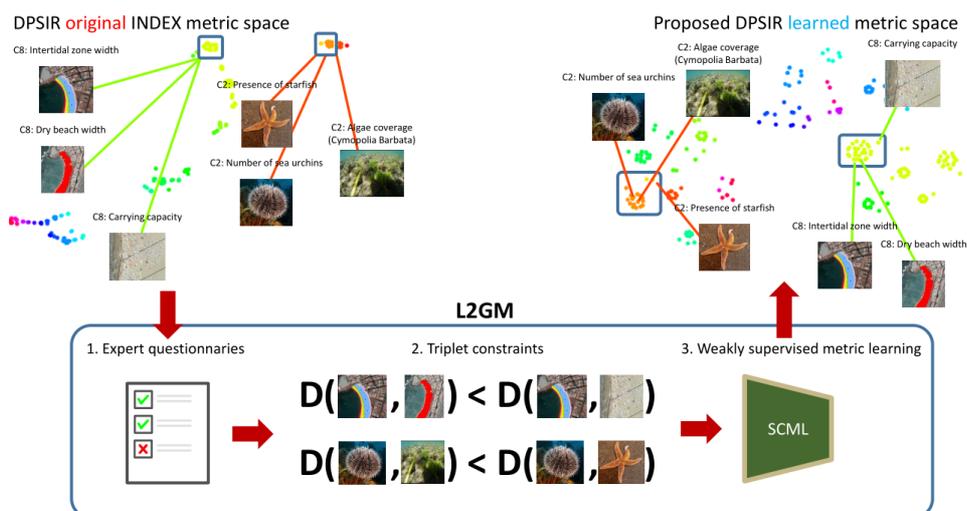
Figura 2. Distribución porcentual de las 266 variables del sistema de indicadores inicial, estructuradas a partir de criterios de sostenibilidad y de los utilizados en el modelo DPSIR



### 3.2. Desarrollo del sistema y captura de datos

El procedimiento utilizado para depurar las 266 variables identificadas se inicia realizando una encuesta, dirigida a un variado grupo de 30 expertos. Se les pide información sobre la similitud de cada variable propuesta por ellos o por los otros expertos. Mediante una formulación relativa en las preguntas de la encuesta, se consigue sustituir la información sobre la importancia de una variable, que un experto no puede aportar de manera objetiva, por la información de cuan similares son las variables entre sí. Esto permite que la IA aprenda una métrica, teniendo en cuenta las respuestas aportadas por los expertos. El diagrama general del proceso realizado se muestra en la figura 3: a la izquierda se indica cómo se organizan las variables mediante un método de análisis clásico (INDEX metric) y, a la derecha, como se distribuyen tras aplicar una métrica aprendida por IA, utilizando las respuestas de los expertos. Éstas se agrupan en tripletas (cada tripleta expresa que la variable A es más similar a la B que a la C), que es lo que utiliza la IA para aprender la métrica. Así se estructura la red neuronal, con arquitectura SCML (Weakly Supervised Metric Learning using Sparse Compositional Metric Learning), utilizada para aprender la métrica en esta investigación.

Figura 3. Diagrama general del proceso realizado para depurar las 266 variables identificadas



### 3.2.1. Racionalización y modelado de la lista de variables para posibilitar el aprendizaje basado en IA

Las 266 variables se agruparon mediante siete criterios: índice, subíndice, origen, sostenibilidad, tipo según modelo DPSIR, coste, disponibilidad. El “índice” se establece por los expertos para agrupar variables que comparten un mismo ámbito temático (huella de carbono, calidad del aire, calidad de las aguas costeras, procesos geomorfológicos, biota, presión humana y calidad recreativa). El “subíndice” también está definido por expertos, y desagrega los índices. Así, por ejemplo, el índice de vulnerabilidad se desagrega en los subíndices de susceptibilidad, exposición y resiliencia. El criterio “origen” describe la procedencia de los datos considerados en cada variable. El criterio “sostenibilidad” discrimina la variable según sea ecológica, social o económica. “Tipo según DPSIR” etiqueta cada variable según ese modelo, considerando cinco opciones posibles (fuerzas motrices, presión, estado, impacto, respuestas).

Por su parte, el criterio “coste” hace referencia a la inversión que haría falta para obtener el dato, diferenciando entre las categorías de bajo (la variable está disponible gratuitamente y en formato digital), medio (los datos existen, pero un técnico tiene que introducirlos en el sistema) y alto (su adquisición requiere inversión en sensores, toma de datos y personal). El criterio “disponibilidad” señala si la información está o no en la base de datos del ayuntamiento.

Los siete criterios establecen una forma de definir la similitud entre variables: si un par de variables comparte el mismo valor para muchos criterios pueden considerarse similares, mientras que serán diferentes en el caso de no compartir ninguno. Cada uno de los criterios establece una dimensión a los datos, y los siete criterios pueden tomar un total de 18 valores posibles. Como cada valor que toman los criterios es independiente y no un rango, cada uno de ellos debe ser una dimensión independiente, con valores binarios (0 o 1). De esta manera la distancia entre todos los valores posibles de un criterio es constante.

El principal inconveniente del enfoque clásico, descrito en el párrafo anterior, es que los sesgos introducidos por los expertos permanecen, y no hay una ponderación explícita de cada uno de los criterios. Para solventar este problema se ha empleado un procedimiento de aprendizaje métrico mediante IA, con el objetivo de crear una métrica más rica y significativa entre las variables.

### 3.2.2. Diseño de las encuestas a expertos y optimización basada en IA

Una vez definido el grupo de expertos, y agrupadas las variables del mismo ámbito, se procedió a diseñar los cuestionarios, que serían respondidos a través Google Forms. Se procuró que las encuestas aportaran la información necesaria, pero que fuesen sencillas y rápidas de responder, empleando la metodología indicada por Rigby *et al.* (2018 y 2019). Los 30 expertos respondieron 53 cuestionarios, de un total de 21 clúster de variables, que fueron definidos por consenso de los expertos y agrupados por ámbitos de conocimiento.

Los cuestionarios para cada clúster consistían en una pregunta muy sencilla por cada variable, del tipo: "Selecciona para cada variable las variables con las que guarde una mayor similitud (Mínimo 1)", tal como se muestra en el ejemplo de la figura 4.

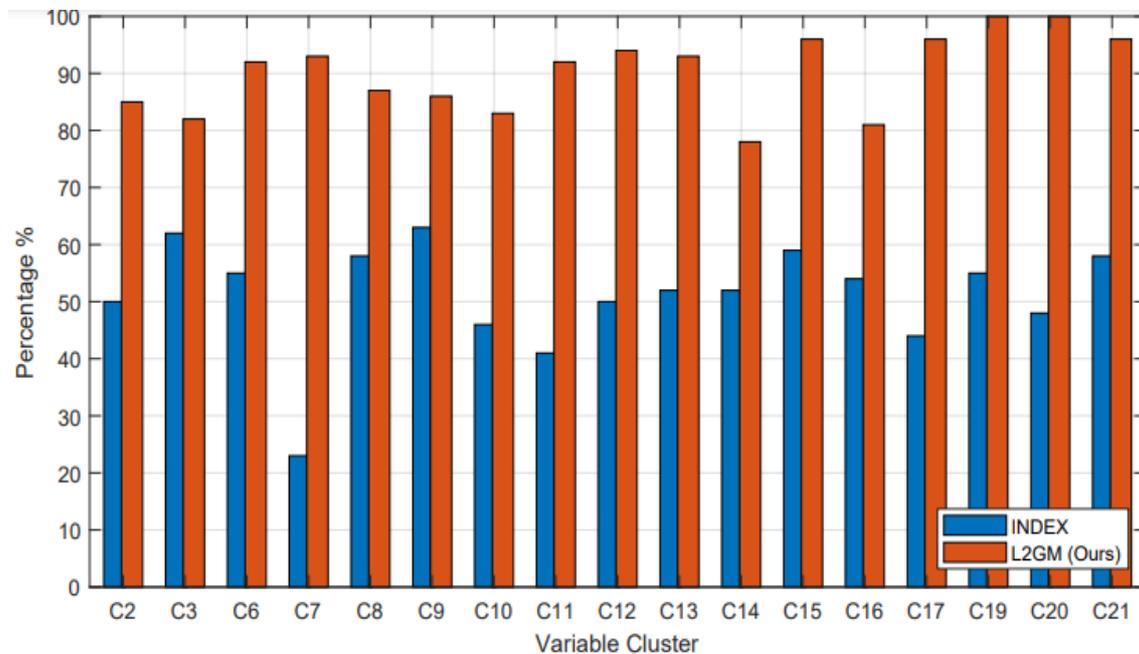
Figura 4. Ejemplo de encuesta realizada a expertos

Una vez extraídos los datos de las respuestas de los expertos, y modelados apropiadamente, se realizó el aprendizaje del sistema basado en IA, mediante una técnica de aprendizaje semi-supervisado llamada SCML (Shi *et al.*, 2014). Ésta requiere una modelización previa de los datos y, en función de los mismos, optimiza una métrica de distancia para poder comparar las variables subyacentes.

#### 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos (Figura 5) muestran que el procedimiento basado en IA, desarrollado en este experimento y al que hemos denominado Local to Global Metric (LG2M), posee una capacidad para modelar correctamente el 85% de la información aportada por los expertos, mientras que el sistema clásico (INDEX) solo es capaz de modelar el 56%. Es decir, que el 85% de las relaciones establecidas por los expertos se cumplen, lo que da consistencia al procedimiento experimentado. Además, con la métrica creada por la IA, el sistema de optimización es capaz de entender mejor la redundancia entre variables y, de esta manera, realizar una selección más efectiva. Esto implicará, sin duda, un menor coste económico al implementar el sistema de indicadores de sostenibilidad de la zona de estudio.

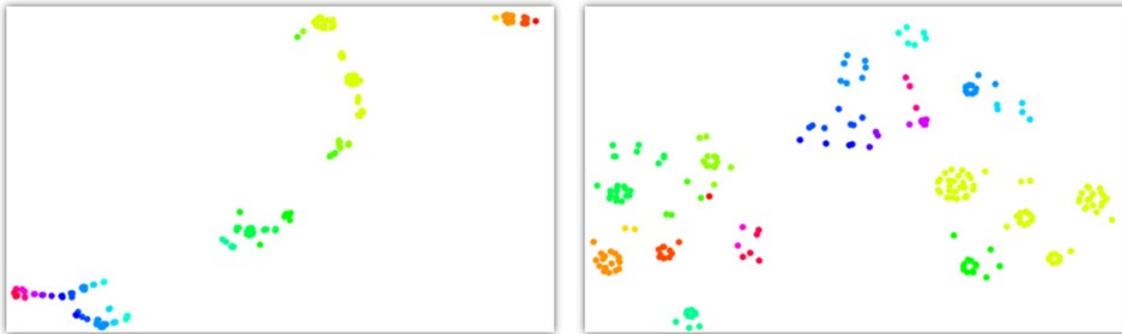
Figura 5. Porcentaje de ajuste obtenido para cada clúster de variables utilizando los métodos LG2M y el método clásico INDEX



De manera efectiva lo que realiza el método implementado es “mover” las variables desde su posición inicial, definida exclusivamente por sus categorías, a una posición nueva aprendida mediante las restricciones obtenidas de los resultados de las encuestas a los expertos, tal como se muestra gráficamente en la Figura 6. De esta forma se plantean nuevas asociaciones entre variables, que orientan el análisis de sus relaciones, porque en el nuevo espacio creado las variables similares están más cerca, y las distintas más lejos. Así, por ejemplo, las variables del clúster representado por el color verde aparecen asociadas en la figura de la izquierda, mientras que se desagregan en la de la derecha, indicando similitudes con variables de otros clústeres, representados por colores diferentes.

El procedimiento diseñado en este trabajo es uno de los pocos existentes que, basados en IA, busca aportar soluciones a la monitorización de la sostenibilidad, cuya complejidad han mostrado Nosratabadi *et al.* (2020) para el caso de la sostenibilidad urbana y de las ciudades inteligentes. Es a la vez el primero que encuentra una manera de transformar información de expertos humanos en información para el apoyo a la toma de decisiones, creando un “mapa de similitud” entre variables, que facilita decidir qué variables resultan más adecuadas para el sistema de indicadores.

Figura 6. Posición inicial de las variables (izquierda) y la obtenida en el espacio métrico calculado mediante IA (derecha). Los colores indican grupos de variables que comparten un mismo cluster.



Este procedimiento mejora sustancialmente la capacidad de los métodos clásicos para evitar los sesgos humanos introducidos en la toma de decisiones, pues la IA es capaz de aprender de los expertos de cada ámbito científico-técnico y, a la vez, modelar los sesgos humanos para así evitarlos. Preguntar a los expertos sobre la similitud relativa entre variables, en lugar utilizar atributos de similitud absoluta, facilita el proceso de decisión, pues los humanos tienen una forma clara de definir si A es más similar a B que a C. De esta evaluación relativa se obtiene información precisa, que mitiga los sesgos debidos a las preferencias específicas de cada experto, al tiempo que permite establecer una métrica aprendida mediante IA.

Los sistemas de indicadores permiten la caracterización, evaluación y seguimiento de estados y procesos de diversa índole y, con ello, orientan las estrategias de planificación y gestión de áreas litorales. Cuando se trata de evaluar la sostenibilidad de una playa urbana, el número de variables necesarias pueden tener un coste económico elevado, por lo que su elección dependerá de la importancia de la información que aporten, y de que sean asumibles desde el punto de vista presupuestario.

La herramienta utilizada no solo permite eliminar las redundancias, sino establecer una jerarquía integrando la información que aportan y el coste económico que suponen. De esta forma el gestor podrá decidir, en función de su presupuesto, que variables podrá integrar o no en su sistema de indicadores. El hecho de que una variable no sea inicialmente seleccionada no descarta que en el futuro se pueda introducir. El método no establece la eliminación definitiva de ninguna variable, simplemente evalúa la utilidad de las variables adoptadas en cada momento, y la posibilidad de cambiar las variables que se deben medir en el futuro.

En la fase de la investigación, que se presenta en este trabajo, solamente se está abordando la estructura del sistema de indicadores de sostenibilidad. La siguiente etapa comprenderá la incorporación de los datos de las variables seleccionadas, y la investigación de los umbrales de sostenibilidad para cada dimensión. Unos vendrán fijados por la normativa, pero otros necesitarán ser definidos. Para ello la IA podrá ser nuevamente una herramienta sustancial, pues mediante una métrica aprendida podrá establecer alertas tempranas sobre los distintos aspectos que afectan a una playa como, por ejemplo, la superación de su capacidad de carga por un elevado número de usuarios simultáneos, un descenso alarmante del volumen de arena, episodios reiterados de contaminación del agua, reducción de la biodiversidad, entre otros aspectos. Esos umbrales permitirán también a los gestores adelantarse a los problemas, establecer escenarios y estrategias en función del grado de sostenibilidad resultante, y reducir así los efectos de los impactos humanos sobre el ecosistema de la playa de las Canteras.

## 5. CONCLUSIONES

El uso de técnicas de IA, aplicadas al diseño de sistemas de indicadores de sostenibilidad, es un campo todavía por explorar, pero el experimento realizado abre interesantes perspectivas de sus posibilidades, en tanto que herramienta de toma de decisiones basada en evidencias. Esta cuestión es fundamental para la planificación y gestión de playas con criterios de sostenibilidad.

El procedimiento diseñado ha permitido establecer un sistema capaz de tomar la decisión de qué variables priorizar en el sistema de indicadores de sostenibilidad, usando el conocimiento de los expertos para determinar la métrica mediante IA. Gracias a ello se pueden indicar las similitudes o diferencias entre las variables. El método aprende de los expertos a la vez que evita los sesgos individuales.

Reducir el impacto humano sobre los ecosistemas litorales requiere de nuevas herramientas que permitan adelantarse a los problemas, protocolizar las actuaciones ante los avisos de los sistemas de alarma, y diseñar estrategias de adaptación antes las consecuencias del cambio climático. Los sistemas de indicadores de sostenibilidad pueden servir para diagnosticar las situaciones e, incluso, prever escenarios para entrenar las decisiones a tomar.

La integración de diferentes ámbitos científico-técnicos en el diseño de un sistema de indicadores de sostenibilidad es una pieza fundamental. Para ello es necesario crear un lenguaje común, que conecte las diferentes visiones y permita gestionar e interpretar un enorme contingente de datos. Es ahí donde la inteligencia artificial puede jugar un papel esencial en el futuro.

**Agradecimientos:** este trabajo ha sido realizado en el marco del convenio de colaboración entre la Universidad de las Palmas de Gran Canaria y el Ayuntamiento de las Palmas de Gran Canaria para el desarrollo de acciones y estudios en el litoral de la bahía del Confital –las Canteras, 2020/2021 y del proyecto de I+D+i PID2021-124888OB-I00, financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación/Agencia Estatal de Investigación/10.13039/501100011033 y por "FEDER Una manera de hacer Europa". Por su parte, Adrián Penate-Sanchez está financiado por un contrato "Beatriz Galindo".

## REFERENCIAS

- Agencia Europea de Medio Ambiente (2014). Digest of EEA indicators 2014. *EEA Technical Report No 8/2014*. Luxemburgo, Official Publications of the European Communities.
- Anderies, J.M., Janssen, M.A., Ostrom, E. (2004). A framework to analyze the robustness of social-ecological systems from an institutional perspective. *Ecology and society*, 9(1). <https://www.jstor.org/stable/26267655>
- Evergreen (2018). How to be Smart(er) in Mid-Sized Cities in Ontario. Disponible online en: <https://www.evergreen.ca/downloads/pdfs/2018/tech-and-data-msc>
- Hukkinen, J. (2006). Sustainability scenarios as interpretative frameworks for indicators of human-environmental interaction. En P. Lawn (Ed.) *Sustainable Development Indicators in Ecological Economics*, Edward Elgar: Cheltenham; 291–316. <https://doi.org/10.4337/9781845428952>
- McCool, S.F., Stankey, G.H. (2004). Indicators of sustainability: challenges and opportunities at the interface of science and policy. *Environmental management*, 33, 294-305. <https://doi.org/10.1007/s00267-003-0084-4>
- Neumann, B., Vafeidis, A.T., Zimmermann, J., Nicholls, R.J. (2015). Future coastal population growth and exposure to sea-level rise and coastal flooding—a global assessment. *PloS one*, 10 (3), e0118571. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118571>
- Nosratabadi, S., Mosavi, A., Keivani, R., Ardabili, S., Aram, F. (2020). State of the art survey of deep learning and machine learning models for smart cities and urban sustainability. En *Engineering for Sustainable Future: Selected papers of the 18th International Conference on Global Research and Education Inter-Academia-2019* 18 (pp. 228-238). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-36841-8\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-030-36841-8_22)
- Rametsteiner, E., Pülzl, H., Alkan-Olsson, J., Frederiksen, P. (2011). Sustainability indicator development—Science or political negotiation?. *Ecological indicators*, 11 (1), 61-70. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2009.06.009>
- Rigby, J.M., Brumby, D.P., Cox, A.L., Gould, S.J. (2018, April). Old habits die hard: A diary study of on-demand video viewing. En *Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-6). <https://doi.org/10.1080/10447318.2021.1976511>
- Rigby, J.M., Brumby, D.P., Gould, S. J., Cox, A. L. (2019, June). Development of a questionnaire to measure immersion in video media: The Film IEQ. En *Proceedings of the 2019 ACM International Conference on Interactive Experiences for TV and Online Video* (pp. 35-46). <https://doi.org/10.1080/10447318.2021.1976511>
- Sarewitz, D. (2004). How science makes environmental controversies worse. *Environmental Science and Policy*, 7(5), 385-403. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2004.06.001>
- Shi, Y., Bellet, A., Sha, F. (2014). Sparse compositional metric learning. En *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 28, No. 1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v28i1.8968>
- Toli, A.M., Murtagh, N. (2020). The concept of sustainability in smart city definitions. *Frontiers in Built Environment*, 6, 77. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2020.00077>