

Modelo de inteligencia artificial para el análisis de la gestión de la sostenibilidad en puertos marítimos

Artificial intelligence model to analyze sustainability management of maritime ports



Beatriz Molina-Serrano¹, Nicoletta González-Cancelas¹ y Francisco Soler-Flores²

¹ Universidad Politécnica de Madrid. Dpto de Ingeniería Civil y Transportes. Calle Ramiro de Maeztu, 7 - 28040 Madrid. Tfno: +34 913 366 428.

² Altran Innovación. Calle Campezo, 1 - 28022 Madrid. Tfno: +34 915 50 41 00.

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8508> | Recibido: 28/06/2017 • Evaluado: 29/06/2017 • Aceptado: 28/09/2017

ABSTRACT

The present study exposes a methodology inspired by artificial intelligence models, consisting of the inference for the analysis of the management of the sustainability of the Spanish port system using Bayesian models. A decision-making tool has been obtained.

This study works at the same time the four dimensions of sustainability, similar to Puertos del Estado. So, the study was based on the variables of port sustainability from the annual sustainability reports of Puertos del Estado. From them a probabilistic model was constructed in a directed acyclic graph that represents these variables and their conditional dependencies through a Bayesian network.

As uncertainty and imprecision are associated with the reasoning processes, Bayesian methods, such as the inference used in the research, are among the methods of approximate reasoning. Thus, the study was based on the variables of port sustainability from the annual sustainability reports of Puertos del Estado. From them a probabilistic model was constructed in a directed acyclic graph that represents these variables and their conditional dependencies through a Bayesian network. The obtained results showed that, from the network structure obtained, this network can be used for the prediction of the class value of any variable to be classified.

• **Key Words:** artificial intelligence, Bayesian networks, inference, port management, sustainability.



RESUMEN

El presente estudio presenta una metodología inspirada en modelos de inteligencia artificial, consistiendo en la realización de inferencia con un modelo bayesiano para el análisis de la gestión de la sostenibilidad del sistema portuario español, con la que se ha obtenido una herramienta de ayuda a la toma de decisiones.

Dicho estudio trabaja de forma integral las cuatro dimensiones de la sostenibilidad, de forma similar a Puertos del Estado. Así, partiendo de las variables de sostenibilidad portuaria procedentes de las memorias de sostenibilidad anuales de Puertos del Estado, se ha construido un modelo probabilístico que representa dichas variables y sus dependencias condicionales a través de una red bayesiana.

Los resultados obtenidos mostraron que, a partir de la estructura de la red obtenida, dicha red se puede emplear para la predicción del valor de la clase de cualquier variable a clasificar.

Palabras Clave: inteligencia artificial, redes bayesianas, inferencia, gestión portuaria, sostenibilidad.

1. INTRODUCCIÓN

El concepto de desarrollo sostenible es amplio y abstracto [1]. Partió de la búsqueda de compatibilidad entre el desarrollo económico, la protección y uso adecuado de los recursos naturales. Dicho concepto fue incorporado y analizado por primera vez en 1972 en la Conferencia de Estocolmo, aunque no fue asumido por la sociedad hasta 1987 con el Informe Brundtland. Fue en dicho informe cuando pasó a definirse como "el desarrollo que satisface las necesidades de la generación presente, sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras de satisfacer sus propias necesidades" [2], lo que supuso un cambio social, ambiental y económico importante al incluir cuestiones medioambientales que nunca antes habían sido debatidas. No obstante, esta visión se amplió a otras dimensiones, de forma que la definición ha evolucionado, involucrando más áreas del conocimiento [3].

En las dos últimas décadas del S. XX, el aumento de la demanda social de una mayor transparencia en la información que suministran las organizaciones [4] ha hecho que el desarrollo sostenible evolucione.

En el caso del sector transportes, este concepto se está aplicando de forma emergente, impulsado por iniciativas que incorporan la variable ambiental y la responsabilidad social en la gestión estratégica de las empresas [5]. El objetivo a largo plazo es el mantenimiento equilibrado de su función, buscando un desarrollo conjunto de la dimensión económica, social, ambiental e institucional [6].

En este contexto, merece una atención particular el transporte marítimo, al transportar alrededor del 80% del volumen del comercio internacional [7]. En este sector, los criterios de sostenibilidad se encuentran ya incorporados en las políticas que impulsan las Autoridades Portuarias [5], de forma que la sostenibilidad portuaria tiene sus raíces en las propuestas del GRI (*Global Reporting Initiative*) [8] que integran las cuatro dimensiones que conforman un enfoque de desarrollo sostenible: institucional, económico, ambiental y social.

Por tanto, se debe entender la gestión sostenible como "aquella que permite que crezca el volumen de tráfico de contenedores, graneles sólidos y líquidos, mercancía general y número de pasajeros, disminuyendo a su vez el consumo de energía y recursos naturales, el volumen de residuos generados y los impactos negativos a los sistemas sociales y ecosistemas en las áreas de influencia del

puertos" [9] y [10]. O incluso como "un marco que permita que crezca el número del negocio portuario (contenedores, mercancía general, pasajeros), pero desvinculado de los efectos negativos a los entornos sociales y al ambiente" [11].

La ya comentada exigencia social de finales del S.XX ha llevado a los puertos a implementar normativas relativas a la sostenibilidad y programas de Responsabilidad Social Empresaria [12]. Así, dado que las memorias de sostenibilidad no sólo ofrecen información económico-financiera [4], constituyen una herramienta de análisis y diagnóstico pese a no determinar el comportamiento

de la Autoridad Portuaria al describir únicamente los resultados usando indicadores de calidad del rendimiento [10].

De la aplicación de estas herramientas surgen objetivos económicos, ambientales, sociales e institucionales, los cuales debe alcanzar una autoridad portuaria o empresa para asegurar un desarrollo y crecimiento sostenible [13], siendo el objetivo final el que los puertos se consideren como elementos de un sistema que se interrelacionan con un entorno físico, social y ambiental, y dejen de ser vistos como entes aislados sujetos a una coyuntura comercial concreta [14].

Dimensión	ID	Medido con
Institucional	herramgestion_dimins	Sistemas de apoyo a la gestión (número)
Institucional	geoinfraortuaria_dimins	Capacidad básica: terminales (número)
Institucional	mercservidos_dimins	Suma de tráficos millones de Tm
Institucional	dinamact_dimins	Cifra de negocio facturada a los 5 primeros clientes (% de cifra de negocio)
Institucional	serviciosconcauto_dimins	Toneladas movidas en superficie concesionada sobre el total de tráfico de mercancías (% mercancía)
Institucional	inicprivada_dimins	Empresas que operan en el puerto/superficie terrestre ocupada (número)
Institucional	transconcu_dimins	Mecanismos de información dispuestos por la Autoridad Portuaria que permiten garantizar que todo operador que desee prestar servicios en el puerto u optar a una concesión pueda conocer de modo transparente las condiciones para operar en el puerto y los mecanismos administrativos que regulan dicho proceso como, por ejemplo, disponibilidad a través de Internet de pliegos reguladores de servicios, jornadas informativas sectoriales, etc. (número)
Institucional	calidserv_dimins	Iniciativas de mejora de la calidad del servicio (número)
Institucional	intetrans_dimins	Movilidad sostenible distribución ferrocarril (% ferrocarril)
Económica	sitecofin_dimecon	Rentabilidad sobre activos (%)
Económica	inv_dimecon	Inversión/Cash flow
Económica	negserv_dimecon	Distribución de las toneladas movidas por unidad de superficie comercial en el Sistema portuario (Tm/m2)
Económica	vgenprod_dimecon	Distribución del ratio (importe neto de la cifra de negocio/plantilla anual) en el Sistema Portuario (INCN/persona)
Social	caphum_dimsoc	Distribución de trabajadores dentro de convenio colectivo en el Sistema portuario (% empleados dentro de convenio)
Social	empl_dimsoc	Simulacros de protección y seguridad (número)
Ambiental	gestamb_dimma	Gastos en caracterización medioambiental (millones euros)
Ambiental	calaire_dimma	Medidas implantadas por la Autoridad Portuaria para controlar las emisiones ligadas a la actividad del conjunto del puerto, ya se trate de medidas administrativas, operativas o técnicas, como pueden ser elaboración de normas ambientales, control de la operatividad ambiental por parte del servicio de vigilancia del puerto, medición de parámetros ambientales, limitaciones a la manipulación de mercancías pulverulentas, u otras iniciativas (número total)
Ambiental	calagua_dimma	Actuaciones, y características de dichas actuaciones, acometidas durante el año en curso sobre focos de vertidos identificados a raíz de quejas y no conformidades registradas por la Autoridad Portuaria (número)
Ambiental	calacust_dimma	Actuaciones, y características de dichas actuaciones, acometidas durante el año en curso sobre focos de ruido identificados a raíz de quejas y no conformidades registradas por la Autoridad Portuaria (número)
Ambiental	residuos_dimma	Iniciativas promovidas por la Autoridad Portuaria para mejorar la gestión de residuos de la comunidad portuaria. Existencia de puntos limpios, programas de recogida de residuos, programas de valorización, etc. (número)
Ambiental	ecoef_dimma	Consumo energético por superficie (Kwh/m2)
Ambiental	comport_dimma	Condiciones, o exigencias establecidas, sobre aspectos ambientales en los pliegos de prescripciones particulares de los servicios portuarios, en condiciones de otorgamiento y en títulos de concesión o autorización (número)

Tabla 1: Variables del estudio. Fuente: Memorias de Sostenibilidad de Puertos del Estado

En este sentido, las Redes Bayesianas permiten modelar la incertidumbre de forma probabilística incluso con un número de variables elevado [15]. En una red bayesiana se denomina inferencia al proceso por el cual la información que proporcionan la/s variable/s que se puede/n observar (evidencia/s) se propaga por la red, de forma que permite actualizar la creencia sobre las variables no observadas. Este proceso permite obtener las probabilidades condicionales de las relaciones entre variables a partir de los datos disponibles, siendo posible también conocer la estructura completa de la red partiendo de datos completos o de alguno de los valores que se conocen. Es por ello que ello permite realizar una toma de decisiones que resulte óptima al introducir posibles actuaciones.

En consecuencia, se puede afirmar que la inferencia es la tarea principal de las redes bayesianas al permitir conocer la distribución de unas variables a partir de la evidencia de otras.

En la actualidad se han llevado a cabo diversos estudios en el sector transportes utilizando este tipo de modelos probabilísticos. Los primeros estudios datan de finales de los años 90 del siglo pasado, tratando la teoría y construcción de clasificadores [15], la estimación de los costes marginales y las economías de escala en los puertos españoles [16] y utilizando redes bayesianas en la determinación del tráfico [17].

En relación con los puertos, a partir de estos estudios se desarrollaron otros relativos al transporte marítimo y el análisis de sus riesgos [18], [19] y [20], la planificación y gestión del agua [21] y [22] y el análisis del tráfico y su estimación a futuro en función de los datos existentes [23], [24], [25] y [26]. Los estudios más recientes en este campo, versan tanto sobre configuración de parámetros de planificación de terminales de contenedores [27], [28] y [29], así como de sostenibilidad de puertos secos [30] y zonas logísticas [31] y [32].

2. METODOLOGÍA APlicada AL ESTUDIO Y RESULTADOS OBTENIDOS

Para la obtención del objetivo se desarrolla la metodología en 3 etapas reflejada en la Fig.(1):

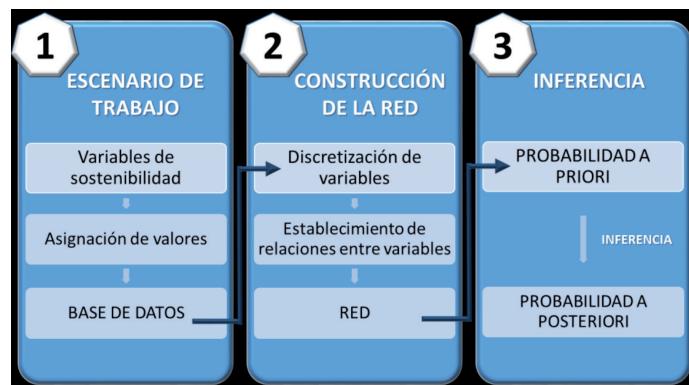


Fig. 1: Esquema metodológico

ETAPA 1: DETERMINACIÓN DEL ESCENARIO DE TRABAJO

Para la determinación del escenario de trabajo, se toma como base la revisión bibliográfica incluida en la introducción.

Las variables seleccionadas y los datos considerados proceden de las Memorias de sostenibilidad de los Puertos españoles y se incluyen en la Tabla 1 junto con sus unidades de medida.

ETAPA 2. CONSTRUCCIÓN DE LA RED BAYESIANA: OBTENCIÓN DE LA RELACIÓN ENTRE LAS VARIABLES

Técnicamente, una red bayesiana es un grafo dirigido acíclico en donde cada uno de sus nodos hace referencia a una variable aleatoria y las relaciones entre las variables se encuentran codificadas en la propia estructura del grafo de acuerdo al criterio de separación.

Siendo X un conjunto de n variables aleatorias (X_1, \dots, X_n), la probabilidad conjunta de una red Bayesiana se representa como un producto de probabilidades condicionadas tal y como se representa en la ecuación (1), teniendo asociada cada variable aleatoria una probabilidad condicionada a las de sus variables padre. Dicha consideración reduce el número de parámetros necesarios para determinar la distribución conjunta.

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | x_{pa(i)}) \quad (1)$$

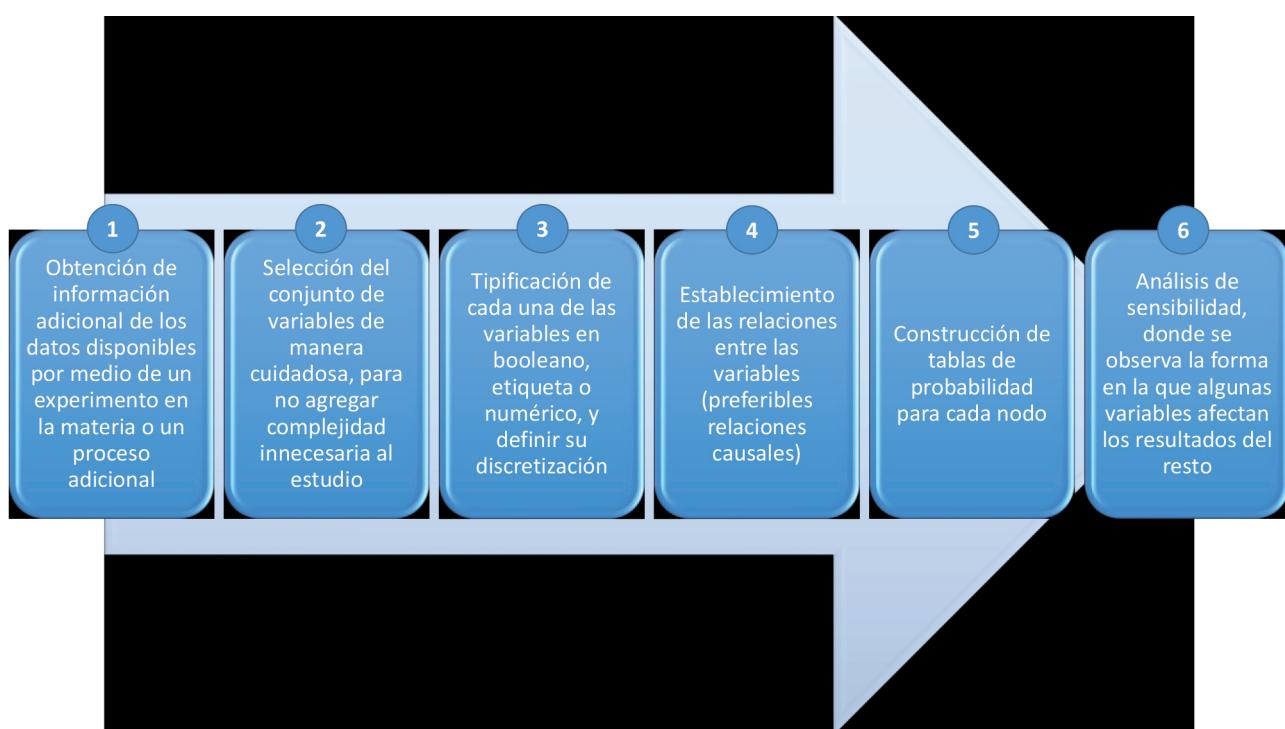


Fig. 2: Pasos para la definición de la estructura y parámetros de la red

Rodríguez y Dolado [18] aseguran que una red bayesiana se construye partiendo de la definición de la estructura y de los parámetros de la red, siendo necesarios los seis pasos de la Fig.(2).

Cuando el sistema contiene pocas variables y estados, la construcción de la red se puede realizar manualmente. Sin embargo, en la actualidad resulta necesario automatizar dicho proceso pues la mayoría de las bases de datos contienen un elevado número de variables [33]. Dicha automatización puede realizarse a través de la técnica de minería de datos, puesto que es el proceso de extraer información, potencialmente útil a partir de grandes conjuntos de datos disponibles en las ciencias experimentales, proporcionando información en un formato legible que hace que pueda ser usada para resolver problemas de diagnóstico, clasificación o predicción.

Las redes bayesianas representan una de las múltiples técnicas de minería de datos, empleándose en distintos ámbitos para resolver problemas de asociación, clasificación, segmentación y predicción. Así, el uso de redes bayesianas para la representación gráfica de las relaciones entre variables conlleva muchas ventajas, al facilitar la comprensión de las relaciones causales a través del grafo [34]. Algunas de ellas son: permite representar de forma simultánea las dimensiones cuantitativa (tablas de probabilidad) y cualitativa (grafo) del problema, pueden trabajarse con datos incompletos [35] y [36], es posible realizar una inferencia bidireccional [35], [36] y [37] y/o un análisis de sensibilidad [33] y [37] y pueden predecir con información incompleta.

Aunque se está avanzando en la construcción a partir de variables continuas, los modelos existentes se limitan a variables gaussianas y relaciones lineales, estando los modelos con variables discretas o nominales más evolucionados [38] y [39]. En ellos, a partir de las variables seleccionadas para generar la base de da-

tos se construye la red, siendo necesaria una discretización de las variables continuas para la selección de estratos. Los métodos de discretización se dividen en dos tipos: métodos no supervisados y supervisados, cuya elección depende del software utilizado.

Con el fin de obtener variables continuas, la discretización consiste en dividir en un número finito de intervalos exhaustivos y exclusivos el rango de dichas variables. Ello se realiza considerando la frecuencia, es decir, el número de instancias en cada intervalo. Otra forma es utilizando el mismo rango, es decir, la misma distancia en función de un criterio experto de percentiles: p25, p50, p75, quedando 4 estratos para cada una de las variables. Obviamente, en la discretización siempre se pierde "información". En el presente estudio, ha sido necesario proceder a la discretización de las variables, habiéndola realizado con el criterio de percentiles descrito.

Una vez procesados los datos y obtenida la base de datos, comienza el proceso de aprendizaje de la red, considerándose este el proceso de minería de datos propiamente dicho. Este aprendizaje en las redes bayesianas consiste en aprender la estructura de la red y generar las tablas de probabilidades para cada nodo.

En el mercado existen varios programas informáticos que permiten crear y utilizar redes bayesianas. Algunos de ellos han sido desarrollados específicamente para generar este tipo de modelos (como Netica [Norsys Software Corp.], Elvira, Ergo [Noetic Systems Inc.] o Hugin [Hugin Expert A/S]) mientras que en otros casos han sido generados al amparo de programas estadísticos generales como son el caso de TETRAD, Neural Connection (SPSS Inc.), Bayes Net Toolbox-BNT (Matlab) o el paquete "deal" para R. Para más información sobre programas destinados a la estimación de redes bayesianas se pueden consultar los trabajos de Cowell, Dawid,

Dimensión	ID	Probabilidad "a priori"	Estrato principal	Porcentaje estratos			
				s1	s2	s3	s4
Institucional	herramgestion_dimins	-	-	0,32	0,23	0,32	0,13
Institucional	geoinfraortuaria_dimins	0,31	s1	0,31	0,26	0,2	0,23
Institucional	mercservidos_dimins	0,26	s2	0,24	0,26	0,25	0,25
Institucional	dinamact_dimins	0,35	s3	0,23	0,23	0,35	0,19
Institucional	serviciosconcauto_dimins	0,27	s2	0,24	0,27	0,24	0,24
Institucional	inicprivada_dimins	0,26	s3	0,25	0,26	0,26	0,23
Institucional	transconcu_dimins	0,53	s1	0,53	0	0,33	0,13
Institucional	calidserv_dimins	0,27	s3	0,27	0,25	0,27	0,21
Institucional	intettrans_dimins	0,47	s1	0,47	0	0,25	0,28
Económica	sitecofin_dimecon	0,29	s3	0,27	0,26	0,29	0,18
Económica	inv_dimecon	0,26	s4	0,25	0,24	0,25	0,26
Económica	negserv_dimecon	0,26	s3	0,23	0,26	0,26	0,25
Económica	vgenprod_dimecon	0,26	s4	0,23	0,26	0,25	0,26
Social	caphum_dimsoc	0,25	s2	0,25	0,25	0,25	0,25
Social	empl_dimsoc	0,31	s3	0,24	0,22	0,31	0,23
Ambiental	gestamb_dimma	0,25	s4	0,25	0,25	0,25	0,25
Ambiental	calaire_dimma	0,28	s1	0,28	0,24	0,25	0,24
Ambiental	calagua_dimma	0,25	s1	0,25	0,25	0,24	0,25
Ambiental	calacust_dimma	0,44	s1	0,44	0,1	0,27	0,2
Ambiental	residuos_dimma	0,28	s2	0,26	0,28	0,23	0,23
Ambiental	ecoef_dimma	0,25	s3	0,25	0,25	0,25	0,25
Ambiental	comport_dimma	0,35	s1	0,35	0,23	0,16	0,26

Tabla 2: "Probabilidad a priori"

Lauritzen, Spiegelhalter (1999) y Korb y Nicholson (2004). En este artículo se va a utilizar la versión 4.16 de Netica para Windows (2000/XP/Vista/7) que se puede descargar desde la página web de Norsys Software Corp. (<http://www.norsys.com/download.html>).

Para la construcción de la red se empleó el software Elvira, específico para redes bayesianas [40], el cual está destinado a la edición y evaluación de modelos gráficos probabilistas, concretamente redes bayesianas y diagramas de influencia. Elvira cuenta con un formato propio para la codificación de los modelos, un lector-intérprete para los modelos codificados, una interfaz gráfica para la construcción de redes, con opciones específicas para modelos canónicos (puertas OR, AND, MAX, etc.), algoritmos exactos y aproximados (estocásticos) de razonamiento tanto para variables discretas como continuas, métodos de explicación del razonamiento, algoritmos de toma de decisiones, aprendizaje de modelos a partir de bases de datos, fusión de redes, etc. Estando escrito y compilado en JAVA, su principal ventaja es que permite que funcione en diferentes plataformas y sistemas operativos.

La red obtenida es la de la Fig.(3). Se observa que es una red multiconectada, es decir, es un grafo no conectado en forma sencilla, en el que hay múltiples trayectorias entre nodos.

ETAPA 3: INFERENCIA BAYESIANA

Las redes bayesianas permiten modelar la incertidumbre de forma probabilística incluso cuando el número de variables es elevado. Construida la red, el paso siguiente es la inferencia, es decir, conocer la distribución de unas variables cuando se observan otras. Una red bayesiana proporciona un sistema de inferencia, donde una vez encontradas nuevas evidencias sobre el estado de ciertos nodos, se modifican sus tablas de probabilidad y, al tiempo, las nuevas probabilidades son propagadas al resto de los nodos (Tabla 2). La propagación de probabilidades o inferencia probabilística es la probabilidad de algunas variables de ser calculadas dadas evidencias en otras variables, es decir, fijando una variable A, es posible conocer las probabilidades de los diferentes estratos de otra variable B. Las probabilidades a priori corresponden a las probabilidades antes de introducir evidencias se conoce, es decir,

las definidas en la etapa anterior. Las probabilidades a posteriori, son las nuevas probabilidades obtenidas una vez introducidas las evidencias.

Una hipótesis que no concuerda con un conjunto de ejemplos significativos no es desecharla por completo sino que se disminuirá la probabilidad estimada para la hipótesis, esto es debido a que los métodos de razonamiento aproximado, entre los que se encuentran los métodos bayesianos, aportan modelos teóricos que simulan la capacidad de razonamiento en condiciones de incertidumbre, cuando no se conoce con absoluta certeza la verdad o falsedad de un enunciado o hipótesis, e imprecisión, enunciados en los que se admite un rango de variación.

En una red bayesiana, la inferencia probabilística consiste en: "dadas ciertas variables conocidas (evidencia), calcular la probabilidad posterior de las demás variables (desconocidas)" [41].

En la Tabla 2 aparece la "probabilidad a priori" de las variables.

En el caso de estudio a partir de la construcción de la red de la etapa 2, se realiza inferencia (Fig.4) en la etapa 3, dicha inferencia probabilística permite que, dadas ciertas variables conocidas a las que se denomina evidencia como puede ser el tráfico que mueve un puerto y las iniciativas de mejora de la calidad del servicio, se puede calcular la probabilidad posterior de las demás variables denominadas desconocidas, como por ejemplo los gastos de caracterización ambiental y al relación entre la inversión y el cash flow. Las combinaciones son múltiples, partiendo de las variables evidencia o predictoras, que son conocidas, y calculando las desconocidas a partir de las anteriores. Así, la red obtenida (Fig. 3) se usa para predecir el valor de cualquier variable a clasificar. Para ello, se asignan valores a las variables predictoras y se calcula la probabilidad a posteriori del nodo asociado a la variable, conocidos los valores del resto.

Con las variables de estudio y analizando ejemplos concretos, para la variable mercservidos_dimins que representa el total del tráfico movido en el puerto, si tomamos su estrato más bajo, es decir para los puertos que menos mueven la relación con el resto de variables es la que aparece en la Fig.(4).

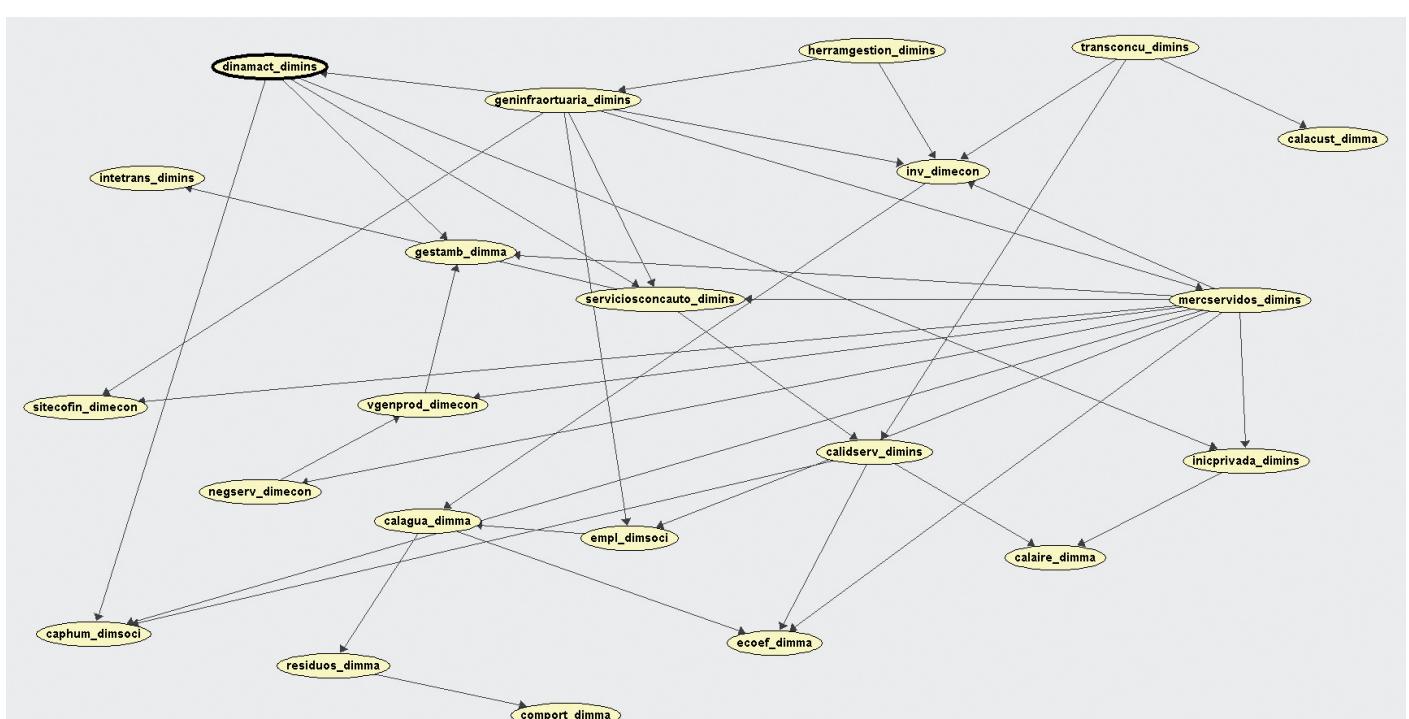
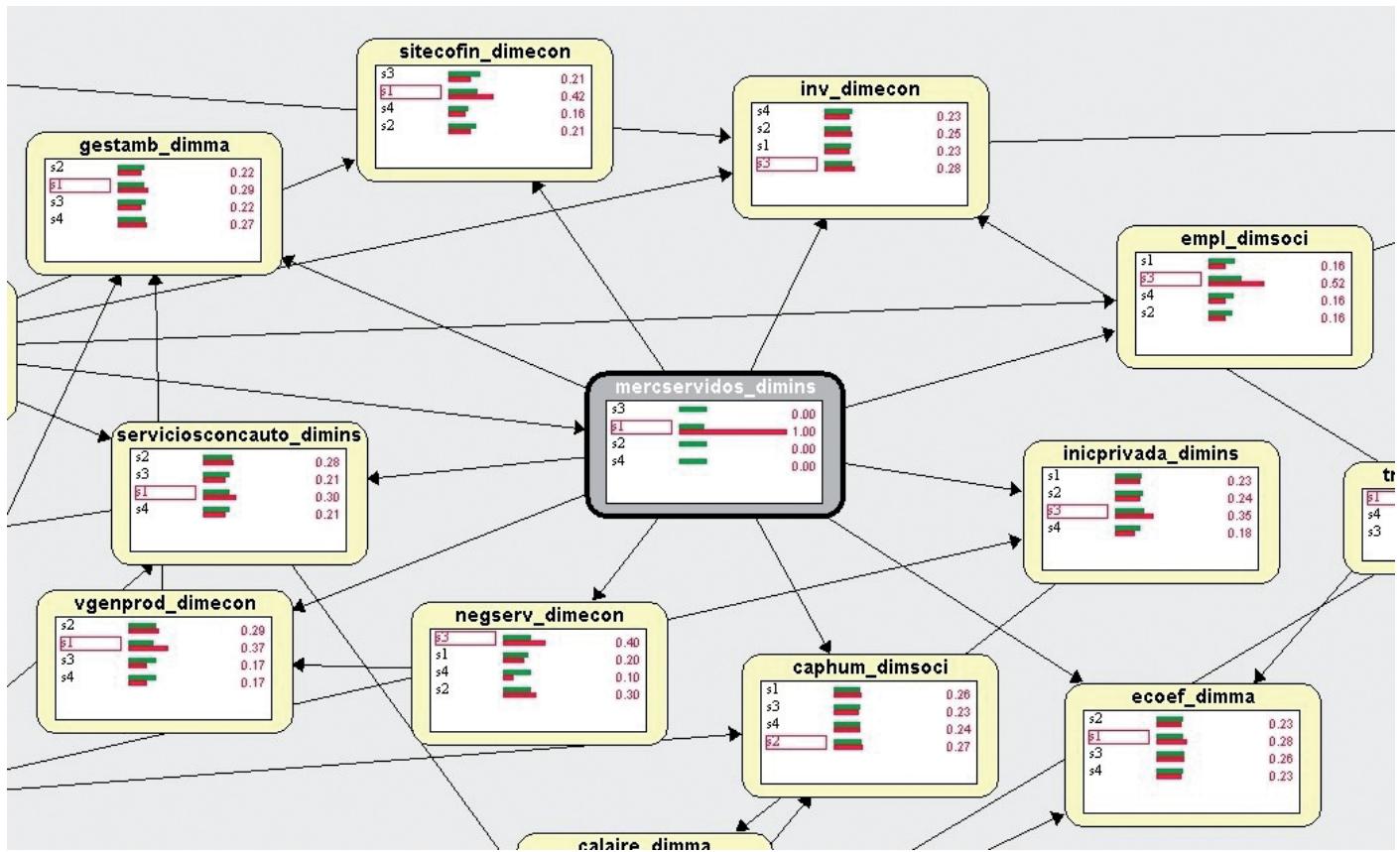
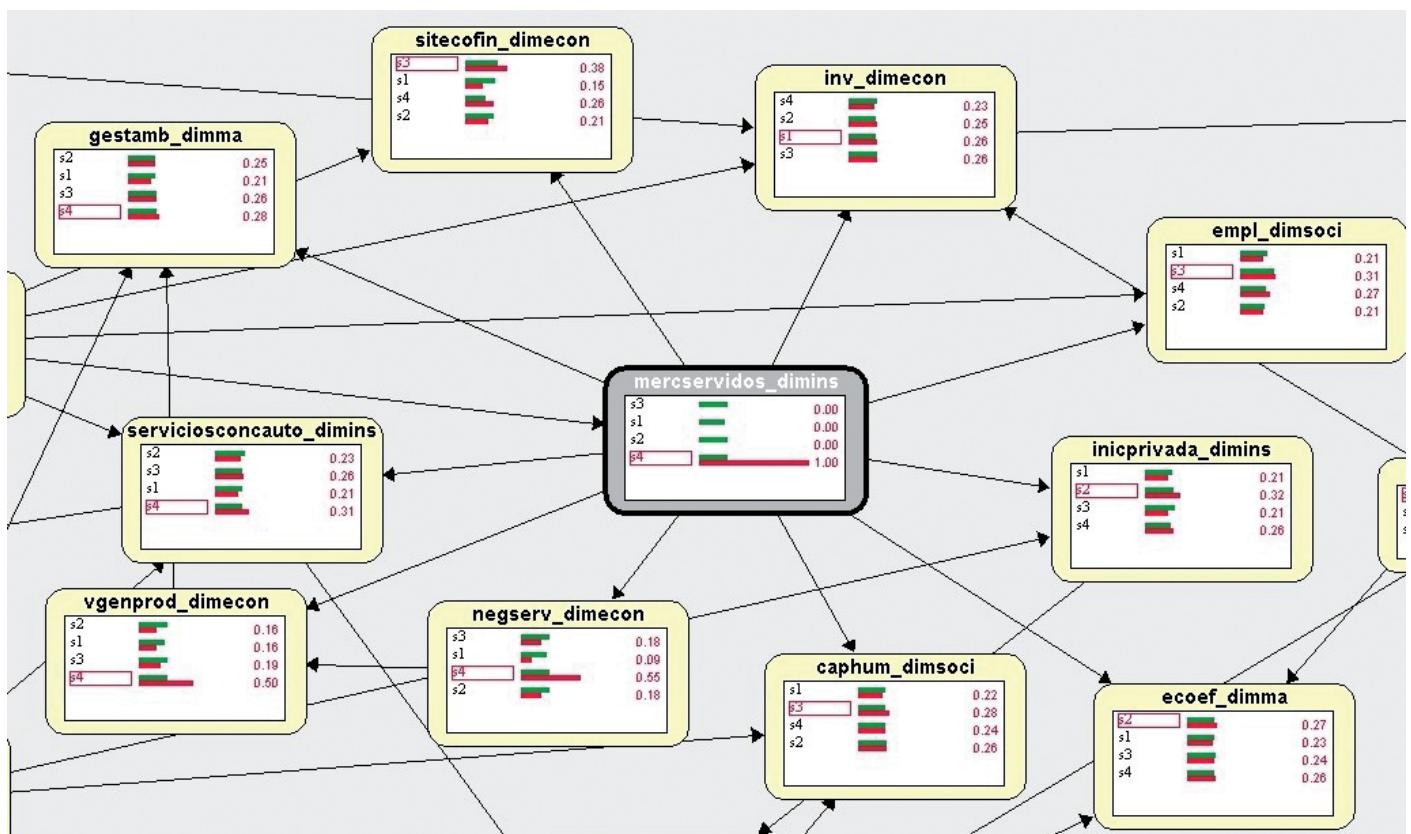


Fig. 3: Red multiconectada obtenida

Fig. 4: Probabilidad a posteriori cuando *mercservidos_dimins* adopta valores del estrato *s1* ($< p_{25}$)

Se aprecia que cuando la variable del tráfico en los puertos adopta sus valores más bajos, es decir, los puertos que mueven menos tráfico la probabilidad posterior de por ejemplo la rentabilidad sobre activos (*sitecofin_dimecon*) es de un 42% para su estrato más bajo, es decir los puertos con menos tráfico en el 42%

de los casos la rentabilidad sobre activos adopta valores menores y la distribución del ratio (importe neto de la cifra de negocio/plantilla anual) en el Sistema Portuario (*INCN/persona*) (*vgenprod_dimecon*), en un 37% de los casos, toma valores del percentil 25, los menores. Desde el punto de vista medioambiental en este

Fig. 5: Probabilidad a posteriori cuando *mercservidos_dimins* adopta valores del estrato *s4* ($> p_{75}$)

caso se puede destacar que, con un 44% de probabilidad, el número de actuaciones acometidas sobre focos de ruido identificados a raíz de quejas y no conformidades registradas por la Autoridad Portuaria, será menor en los puertos que mueven menos tráfico.

Cuando la variable geninfraortuaria_dimins (número de terminales) fija su estrato en los valores inferiores (Fig.6) se observa que:

- La variable dinamact_dimins (cifra de negocio facturada a los 5 primeros clientes) tomará sus valores más bajos con un 38% de probabilidad
- La variable serviciosconcauto_dimins (las toneladas movidas en superficie concesionada sobre el total de tráfico de mercancías) tomará valores bajos con un 29% de probabilidad, valores medios con un 52% de probabilidad y valores altos con un 20% de probabilidad.
- La variable empl_dimssoci (número de simulacro de protección y seguridad) tomará valores medios con un 57% de probabilidad y valores altos con un 29%
- La variable sitecofin_dimecon (rentabilidad sobre activos), con un 38% de probabilidad tomará valores bajos y con un 14%, valores altos.
- La variable inv_dimecon (inversión/cash flow), con un 57% de probabilidad tomará valores medios
- Con un 56% de probabilidad, herramgestion_dimins (sistemas de apoyo a la gestión) adoptará valores bajos.

Para ilustrar los resultados con un ejemplo, en el caso de que un puerto que mueva un tráfico en el estrato s3 y su previsión de tráficos le indique que va a pasar al estrato s4, el planificador dispondrá de esta herramienta de manera que la red permite

plantear escenarios futuros sin tener que introducir información en todas las variables, es decir el planificador sabrá que con 55% de probabilidad su ratio de toneladas movidas por unidad de superficie subirá, lo que le hará más productivo, así como sabrá con un 50% de probabilidad que el ratio del importe neto de la cifra de negocio/plantilla anual se elevará a los valores superiores y que la rentabilidad sobre activos crecerá a valores de los puertos más productivos. Con esta discretización y en esta circunstancia, el planificador no dispone de información clara sobre los gastos en caracterización medioambiental dado que la probabilidad de los 4 estratos es similar, al igual que ocurriría con el consumo energético por superficie, del que el planificador no dispondría de información relevante.

CONCLUSIONES

Se ha obtenido una herramienta de ayuda a la toma de decisiones de la sostenibilidad portuaria mediante análisis de inferencia con un modelo bayesiano.

Las variables de tipo institucional se relacionan mucho entre ellas y conociendo una o varias de estas variables es posible determinar la probabilidad a posteriori de las otras, esta relación también se produce entre las variables de tipo institucional y económico, siendo las de tipo económico las que varían en función de las institucionales.

Respecto a la categoría medioambiental las variables se encuentran relacionadas entre ellas y con variables institucionales a nivel superior, es de destacar la relación entre el número de actuaciones, y características de dichas actuaciones, acometidas durante el año en curso sobre focos de ruido identificados a raíz de quejas y no conformidades registradas por la Autoridad Portuaria (calacust_dimma) que presenta estratos menores con altas probabilidades cuando el número de mecanismos de información dispuestos por la Autoridad Portuaria que permiten garantizar que todo operador que desee prestar servicios en el puerto u optar a una concesión pueda conocer de modo transparente las condiciones para operar en el puerto y los mecanismos administrativos que regulan dicho proceso como, por ejemplo, disponibilidad a través de Internet de pliegos reguladores de servicios, jornadas informativas sectoriales, etc. (número) (transconcu_dimins) el mayor. Así mismo cuando el valor de la calidad del agua es mayor la probabilidad de que el número de Iniciativas promovidas por la Autoridad Portuaria para mejorar la gestión de residuos de la comunidad portuaria, la existencia de puntos limpios, programas de recogida de residuos, programas de valorización, etc. aumenta así como aumenta la probabilidad de que el tipo de condiciones, o exigencias establecidas, sobre aspectos ambientales en los pliegos de prescripciones particulares de los servicios portuarios, en condiciones de otorgamiento y en títulos de concesión o autorización sea mayor.

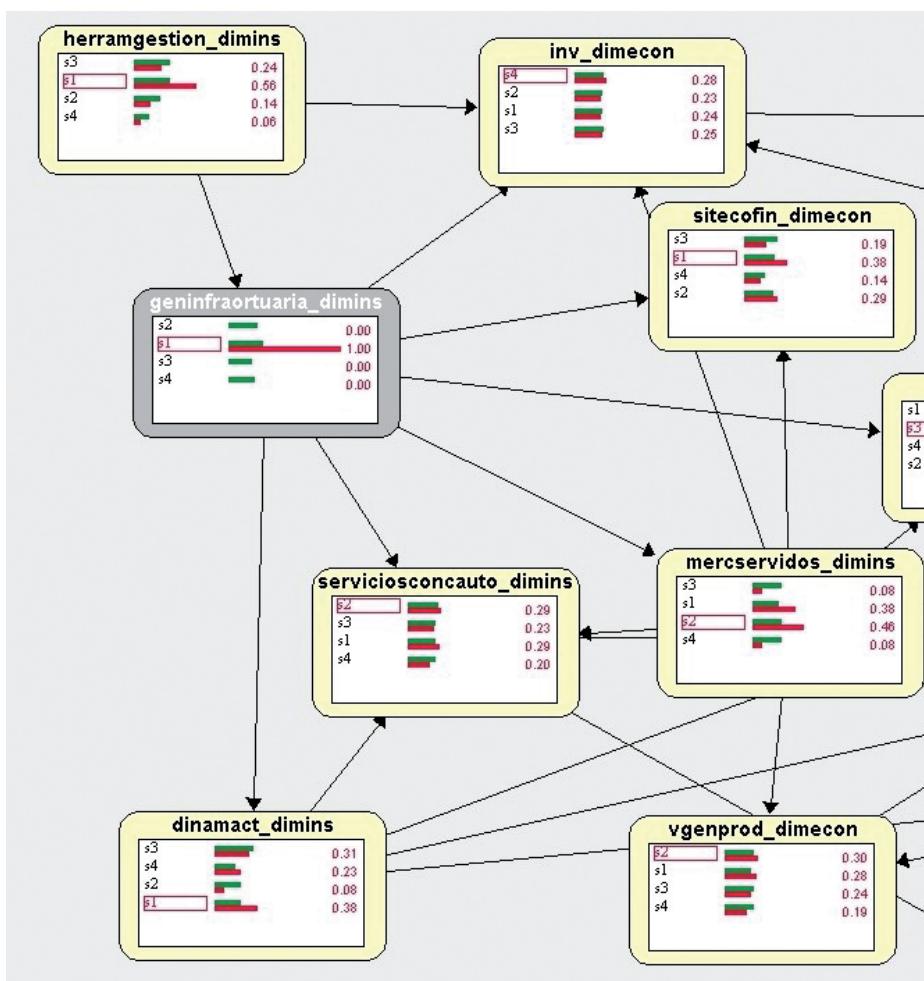


Fig. 6: Probabilidad a posteriori cuando geninfraortuaria adopta valores del estrato S1 (p25)

Los resultados de la red están muy condicionados por la discretización elegida, en este caso p25, p50 y p70. Lo que se aprecia de la probabilidad a posteriori de las variables es que los porcentajes de probabilidades varían muy poco cuando se selecciona un estrato por lo que podría plantearse realizar el estudio con una discretización mediante criterio experto de manera que observadas unas variables se puede conocer con mayor detalle, mediante porcentajes más altos, las probabilidades de otras variables.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Doménech, J. L. "Huella ecológica portuaria y desarrollo sostenible". Puertos, 2004, vol. 114, 26-31.
- [2] World Commision on Environment and Development (WCED) "Our Common Future" (Brundtland Report), United Nations, 1987
- [3] Madero Gómez, S.M; Zarate Solís, I.A. "La sostenibilidad desde una perspectiva de las áreas de negocios". Cuadernos de Administración, 2017, vol. 32, no 56, p. 7-19
- [4] De Valencia, Autoridad Portuaria. "Análisis de indicadores económicos en las memorias de sostenibilidad: el caso del Sistema Portuario español". Consejo Editorial.
- [5] Doerr, O. "Políticas portuarias sostenibles". Boletín FAL. CEPAL. Edición nº 299, número 7 de 2011
- [6] Serrano, O. "Operativa portuaria y sostenibilidad". CONAMA LOCAL 2015, Málaga, 7 octubre de 2015
- [7] Sánchez, R. J., Jauimurzono, A., Willmsmeier, G., et al. "Transporte marítimo y Puertos. Desafío y oportunidades en busca de un desarrollo sostenible de América Latina y El Caribe". CEPAL. 2015. Serie Recursos Naturales e Infraestructura.
- [8] Global Reporting Initiative. "Guía para la elaboración de Memorias de Sostenibilidad". Versión 3.1. GRI. 2000
- [9] Molina Serrano, B., González Cancelas, N., Soler Flores, F. et. al. "Classification and prediction of port variables using Bayesian Networks". Congresos de la Universitat Politècnica de València, CIT2016. Congreso de Ingeniería del Transporte.
- [10] Crespo Soler, C., Giner Fillol, A., Morales Baraza, J.A., et al. "La información de sostenibilidad en el marco de las cuentas anuales: análisis aplicado al caso de la Autoridad Portuaria de Valencia". Revista do Contabilido de Maestrado em Ciências Contábeis da UERJ, Rio Janeiro, 2007, v-12, n.3, p-11 set/dez
- [11] Guerra Sierra, A. "Planificación y Gestión Portuaria: Algunos Criterios de Eco-eficiencia". Encuentro Iberoamericano de Desarrollo Sostenible. Puertos del Estado, Madrid
- [12] Sarro, L. A. "Hacia una memoria de sostenibilidad del puerto de Bahía Blanca: diagnóstico para su posible implementación". 2016
- [13] A Coruña, Autoridad Portuaria de, de Valencia, Autoridad Portuaria, Organismo Público Puertos del Estado. "Guía para la elaboración de memorias de sostenibilidad en el sistema portuario español". FEPOTS. 2008
- [14] Puertos del Estado. "Memoria de sostenibilidad del sistema portuario de interés general". 2011
- [15] Friedman, N. & Goldszmidt, M. Building classifiers using bayesian networks. Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, 1996. p. 1277-1284.
- [16] Jara-Díaz, S., Martínez-Budría, E., Cortes C. & Vargas, A. Marginal costs and scale economies in Spanish ports. 25th European Transport Forum, Proceedings Seminar L, PTRC, London, pp. 137-147, 1997.
- [17] Tebaldi C. & West, M. Bayesian inference on network traffic using link count data. Journal of the American Statistical Association, 1998, vol. 93, no 442, p. 557-573.
- [18] Trucco, P., Cagno, E., Ruggeri, F. & Grande, O. A Bayesian Belief Network modelling of organisational factors in risk analysis: A case study in maritime transportation. Reliability Engineering & System Safety, 2008, vol. 93, no 6, p. 845-856.
- [19] Klemola, E. et al. A cross-disciplinary approach to minimising the risks of maritime transport in the Gulf of Finland. World Review of Intermodal Transportation Research, 2009, Vol. 2, No. 4, 343-363.
- [20] Kaluza, P., Kölsch, A., Gastner M.T. & Blasius, B. The complex network of global cargo ship movements. Journal of the Royal Society Interface, 2010, vol. 7, no 48, p. 1093-1103.
- [21] Cain, J. Planning improvements in natural resource management. guidelines for using bayesian networks to support the planning and management of development programmes in the water sector and beyond. Wallingford, Oxon: CEH Wallingford, 2001.
- [22] Bromley, J., Jackson, N.A., Clymer, O.J., Giacomello A.M. & Jensen, F.V. The use of hugin® to develop bayesian networks as an aid to integrated water resource planning* 1. Environmental Modelling & Software, 2005, 20(2), 231-242.
- [23] Hofleitner, A., Herring, R., Abbeel, P. & Bayen, A. Learning the dynamics of arterial traffic from probe data using a dynamic Bayesian network. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, vol. 13, no 4, p. 1679-1693.
- [24] Sun, S., Zhang C. & Yu, G. A bayesian network approach to traffic flow forecasting. IEEE Transactions on intelligent transportation systems, 2006, vol. 7, no 1, p. 124-132
- [25] Zheng, W., Lee D.H. & Shi, Q. Short-term freeway traffic flow prediction: Bayesian combined neural network approach. Journal of transportation engineering, 2006, vol. 132, no 2, p. 114-121
- [26] Castillo, E., Menéndez, J.M. & Sánchez-Cambronero, S. Traffic estimation and optimal counting location without path enumeration using Bayesian networks. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2008, vol. 23, no 3, p. 189-207
- [27] Rodríguez García, T., González-Cancelas, N., Soler-Flores, F. Setting the Port Planning Parameters in Container Terminals through Bayesian Networks. PROMET-Traffic&Transportation, 2015, vol. 27, no 5, p. 395-403.
- [28] Cancelas, N.G., Flores F.S. & Orive, A.C. Modelo de eficiencia de las terminales de contenedores del sistema portuario español. Rect@, 2013, vol. 14, no 1, p. 49.
- [29] Camarero, A., González-Cancelas, N., Soler, F. & López, I. Utilización de redes bayesianas como método de caracterización de parámetros físicos de las terminales de contenedores del sistema portuario español. Revista de Ingeniería, 2014, no 39, p. 31-38
- [30] Awad Núñez, S., González-Cancelas, N., Soler Flores, F., Camarero Orive, A. How should the sustainability of the location of dry ports be measured? A proposed methodology using Bayesian networks and multi-criteria decision analysis. Transport, 2015, vol. 30, no 3, p. 312-319.
- [31] Flores, F.S., Cancelas, N.G., Orive, A.C., Gárate, J.L.A. & Monzón, M.D.C.P. Diseño de un modelo de planificación de zonas de actividades logísticas mediante el empleo de redes bayesianas. Revista Ingeniería Industrial, 2013, vol. 12, no 1.
- [32] Quijada-Alarcón, J., González-Cancelas, N., Camarero Orive, A., Soler Flores, F. Logistic groups in the Republic of Panama. Journal of Maps, 2016, vol. 12, no 5, p. 1248-1252
- [33] Méndez, N. D. D.; Porras, J.C. C.; Laverde, R. M. "Seguridad inteligente". Scientia et technica, 2007, vol. 3, no 35, p. 389-394.
- [34] Orive, A. C., Martín, P. D. L. F., Ansorena, I. L., Guijarro, E. D., et. al. "Regeneración de las playas y rehabilitación de los canales de desagüe de Beira (Mozambique)". Revista de Obras Públicas, 2012, 159(3532), 7-22. (<http://oa.upm.es/14947/>)
- [35] Almazán-Gárate, J.L.; Palomino-Monzón, M.C.; González-Cancelas, N.; et. al. "Relationship between air pollution and natural gas with respect to maritime transport. Methodology based on Bayesian Networks". Global Virtual Conference. 7-11 April 2014. Transport and Logistics Section.
- [36] Rodríguez, D. & Dolado, J. "Redes Bayesianas en la Ingeniería del Software". 2007
- [37] Moral, S. "Una Introducción a las Redes Bayesianas". 2014
- [38] Molina Serrano, B., González-Cancelas, N. y Soler-Flores, F. "Influence diagrams to measure port sustainability". The 5th International Virtual Conference on Advanced Scientific Results. Volume: 5, Issue: 1, June 2017, pp. 239-243. DOI: 10.18638/scieconf.2017.5.1.397
- [39] Serrano, B. M., González-Cancelas, N., Soler-Flores, F., & Camarero-Orive, A. "Looking for an efficient port planning: analysis of Spanish Port System through artificial intelligence". World Scientific News, 83, 2017, 75-91.
- [40] Heckerman, D. "A tutorial on learning with Bayesian networks. Innovations in Bayesian networks" (pp. 33-82). 2008. Springer Berlin Heidelberg (DOI: 10.1007/978-3-540-85066-3_3)
- [41] Elvira Consortium, Elvira. "An environment for creating and using probabilistic graphical models". In Gámez, J.A., and Salomón, A. (editors). Proceedings of the First European Workshop on Probabilistic Graphical Models (PGM'02), Marzo 2002, 222-230.