

Utilización de redes bayesianas como método de caracterización de parámetros físicos de las terminales de contenedores del sistema portuario español

Use of Bayesian Networks as Method for the Characterization of Physical Parameters of the Terminals of Containers of the Spanish port System

Alberto Camarero⁽¹⁾ *, Nicoletta González-Cancelas⁽²⁾, Francisco Soler⁽³⁾ *, Iñigo López⁽⁴⁾ *

⁽¹⁾ Doctor Ingeniero de Caminos, Canales y Puertos. Profesor Titular. alberto.camarero@upm.es

⁽²⁾ Doctora Ingeniera de Caminos, Canales y Puertos. Profesora ayudante. nicoleta.gcancelas@upm.es

⁽³⁾ Doctorando e investigador. f.soler@upm.es

⁽⁴⁾ Doctorando e investigador. iñigo@caminos.upm.es

* Grupo de Investigación LET & GO, Departamento de Ingeniería Civil: Transportes, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid-España.

Recibido 15 de enero de 2012. Modificado 24 de noviembre de 2013. Aprobado 27 de noviembre de 2013.

Palabras clave

Planificación portuaria, ratios de explotación, redes bayesianas y terminales de contenedores.

Resumen

La planificación y gestión de las terminales portuarias tradicionalmente se realiza empleando ratios de gestión y explotación tomados de experiencias internacionales, y no con ratios determinados expresamente para sistemas portuarios concretos. Por esto se hace difícil planificar y gestionar la explotación de las terminales de contenedores españolas con dichos ratios dada su heterogeneidad. El objeto del presente artículo es determinar los escenarios de eficiencia de las terminales de contenedores de los puertos que integran el actual Sistema Portuario Español, mediante el empleo de modelos graficados probabilísticos, redes bayesianas, y se han definido las principales variables de explotación portuaria.

Key words

Port planning, ratios of port exploitation, bayesian networks and container terminals.

Abstract

The planning and management of port terminals traditionally done using management and operating ratios drawn from international experiences ratios not specifically for certain specific port systems, so it is difficult to plan and manage the exploitation of the Spanish containers terminals as very heterogeneous. The purpose of this paper is to show the application of a new methodology, in this case, artificial intelligence, through the use of probabilistic graphical models to determine optimal operating parameters and port planning, through the classification of the terminals by adding the inference virtual scenarios.

INTRODUCCIÓN

Los puertos son nodos de intercambio modal que han evolucionado atendiendo a las necesidades del mercado. Se encuentran en el sistema de transporte de manera que actúan como un elemento más de la cadena de transporte por lo que deben ser eficientes para no constituir el cuello de botella de dicha cadena. Los puertos están inmersos, a la vez que son impulsores en los procesos de globalización de las sociedades, y es por ello que no son ajenos a la potencialidad de nuevas metodologías como pueden ser los sistemas de inteligencia artificial. Este proceso de apertura constante impulsa el crecimiento económico. Respecto al transporte marítimo mundial, en 2012 el comercio mundial por vía marítima alcanzó 9.409 millones de toneladas, un 4,2% más que en el

año anterior. Además, se estima que, en 2013, el crecimiento podría ser del 4,3% hasta unas 9.820 millones de toneladas. El sistema portuario español más de 400 millones de toneladas (año 2012), lo que representa aproximadamente un 3% del tráfico portuario total del mundo y más de un 10% del tráfico portuario de la Unión Europea, por lo que es uno de los puntales de la economía (Rodríguez-Dapena, 2009; Quijada-Alarcon, Cancelas, Orive & Flores, 2013). Este sector tan importante, como es el del transporte marítimo, en especial en España, un país con gran cantidad de costas, se encuentra sin metodologías, herramientas o programas que permitan establecer los parámetros de planificación y explotación óptimos para las diferentes terminales, tanto en el caso en el que se pretende dimensionar una nueva terminal, como cuando se pretende realizar un desarrollo a futuro de una terminal

existente. Asimismo, se desconocen los valores que deben adoptar los parámetros de planificación y explotación. Las terminales de contenedores del sistema portuario español son muy heterogéneas debido a la diferente tipología de sus tráficos, la diversidad de sus equipos de manipulación y la variedad en su gestión y explotación (Camarero & González, 2005; Camarero & González, 2007). Ante esta situación, y con la necesidad de caracterizar las terminales de contenedores del sistema portuario español se emplean modelos gráficos probabilísticos (redes bayesianas).

Los puertos, al igual que otros modos de transporte, donde la operación de los servicios se realiza a través de sistemas complejos, son infraestructuras para las cuales no resulta sencilla la definición de rendimiento (De Monie & United Nations Conference on Trade and Development, 1987; De Monie, 1989). Cada puerto está integrado por varios subsistemas interrelacionados que dan servicios a los barcos, y a los verdaderos usuarios finales que son las empresas que envían/reciben cargas a través del transporte marítimo. La planificación de las terminales, para una explotación eficiente, se realiza a medio y largo plazo y debe contener un estudio sistémico (Camarero & González, 2007). En ninguno de los subsistemas que conforman la terminal deben producirse cuellos de botella que entorpezcan la operativa de la terminal. Por ello es necesario conocer la capacidad de cada uno de los subsistemas que conforman la terminal, así como el rendimiento que se produce en cada uno de los mismos, para establecer cuál de dichos subsistemas limita la capacidad de la misma. La capacidad de la terminal se encuentra condicionada por las infraestructuras (González & Camarero, 2010), las instalaciones, los equipos y los recursos humanos participantes en cada una de las fases de la operación portuaria que se desarrollan en la terminal (Nombela, 2009).

En el ámbito español, la referencia monográfica más completa en materia de medición de la capacidad y niveles de servicio de terminales portuarias (Rodríguez-Pérez, 1985) se remonta al año 1977, donde Rodríguez-Pérez (1985) desarrolla un extenso trabajo sobre la materia. También han intentado otros autores avanzar en este sentido Pery & Camarero (2003) mediante un estudio de la línea de atraque de los puertos españoles, donde se establece el grado de ocupación de la misma, lo que es otro rendimiento de la explotación.

ESTADO DEL ARTE

El estudio y planificación de una terminal lleva inherente el estudio de su rendimiento. Tradicionalmente la planificación de un terminal se realiza mediante ratios de eficiencia obtenidos del estudio de la explotación de terminales. Estos ratios son tomados como parámetros de referencia para proyectar nuevas terminales o planificar desarrollos futuros de terminales ya existentes; por lo tanto, en el escenario de trabajo del rendimiento portuario se emplean (habitualmente, con poca precisión) diversos términos como tráfico, explotación óptima, capacidad, productividad, ocupación, eficiencia, entre

otros. Sobre el área de conocimiento del rendimiento portuario, desde mediados los años noventa, se viene hablando de literatura sobre eficiencia (Tongzon & Heng, 2005; Tongzon, 1995). La eficiencia (Tongzon, 2001; Tongzon & Heng, 2005) se entiende como la capacidad de alcanzar los objetivos programados con el mínimo de recursos disponibles, logrando así su optimización o, alternativamente, puede expresarse como alcanzar el máximo objetivo para los recursos disponibles (González & Camarero, 2009a). El conjunto de categorías e indicadores tipo para medir el rendimiento portuario puede ser reclasificado atendiendo al uso u objetivo del correspondiente indicador tipo, un ejemplo de ello se desarrolla en González (2007). En el análisis de eficiencia y rendimiento portuario existen dos grandes grupos de técnicas: la conocida como Data envelopment analysis (DEA), o Análisis Envolvente de Datos (Roll & Hayuth, 1993; Tongzon, 2001; Bonilla, Casasús, Medal & Sala, 2004) que ha sido tradicionalmente utilizada para la estimación de la eficiencia relativa de un conjunto de unidades productivas; y la estimación econométrica de funciones y distancias (Liu, Jula, & Ioannou, 2002; Jara-Díaz, Martínez-Budría, Cortes & Vargas, 1997; Tovar, Jara-Díaz, & Trujillo, 2003; Tovar, Trujillo & Jara-Díaz, 2004; Tovar, Jara-Díaz, & Trujillo, 2004; Wanhill, 1974).

Respecto a las terminales españolas un estudio previo al que se presenta corresponde a (González, 2007) donde se caracterizan las terminales de contenedores del sistema portuario español mediante técnicas clásicas de estadística, así como análisis de *cluster*. Se concluye en este estudio los parámetros físicos por subsistemas de explotación que adoptan las terminales de contenedores españolas (González & Camarero, 2009b). A partir de este escenario de trabajo para la explotación de las terminales portuarias de contenedores, se pretende aplicar una nueva metodología, en este caso, inteligencia artificial, mediante el empleo de modelos gráficos probabilísticos (redes bayesianas) para determinar los parámetros óptimos de explotación y planificación portuaria, a través de la clasificación de las terminales portuarias añadiendo la inferencia de escenarios virtuales. En el mismo campo se pueden encontrar nuevas referencias en las que ya se aplican técnicas de minería de datos e inteligencia artificial en terminales portuarias españolas y de diferentes países (Quijada-Alarcon et al., 2013; García, Cancelas, & Soler-Flores, 2013; Núñez, Cancelas, & Orive, 2013; Párraga, González-Cancelas & Soler-Flores, 2013b; Párraga, González-Cancelas & Soler-Flores, 2013a; González-Cancelas, Soler-Flores & Orive, 2012).

En las últimas décadas se han desarrollado numerosas técnicas de análisis y modelización de datos en distintas áreas de la estadística y la inteligencia artificial (Duda, Hart & Stork, 2000; Bishop, 2006). La Minería de Datos (MD) es un área moderna interdisciplinaria que engloba a aquellas técnicas que operan de forma automática (requieren de la mínima intervención humana) y, además, son eficientes para trabajar con las grandes cantidades de información disponible en las bases de datos de numerosos problemas prácticos. La aplicación práctica de estas disciplinas se extiende a numerosos

ámbitos comerciales y de investigación en problemas de predicción, clasificación o diagnosis (Cios, Pedrycz, & Swiniarski, 2007; Witten & Frank, 2005; Wong, Li, Fu, & Wang, 2006; Vityaev & Kovalerchuk, 2004; Cios & Kacprzyk, 2001) entre otros. Entre las diferentes técnicas disponibles en minería de datos las redes probabilísticas o redes bayesianas permiten modelizar de forma conjunta toda la información relevante para un problema dado, utilizando posteriormente mecanismos de inferencia probabilística para obtener conclusiones con base a la evidencia disponible (Pearl, 1988; Castillo, Gutiérrez, & Hadi, 1997).

Las redes bayesianas son una representación compacta de una distribución de probabilidad multivariante. Formalmente, una red bayesiana es un grafo dirigido acíclico donde cada nodo representa una variable aleatoria y las dependencias entre las variables quedan codificadas en la propia estructura del grafo según el criterio de d-separación. Asociada a cada nodo de la red hay una distribución de probabilidad condicionada a los padres de ese nodo, de manera que la distribución conjunta factoriza como el producto de las distribuciones condicionadas asociadas a los nodos de la red. Es decir, para una red con n variables X_1, X_2, \dots, X_n (ecuación 1):

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

El estudio de esta técnica proporciona una buena perspectiva global del problema del aprendizaje estadístico y la minería de datos, y permite entender mejor otras técnicas alternativas (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009; Duda et al., 2000). Las redes bayesianas están siendo empleadas dentro de los sistemas de transporte, preferentemente, para desarrollar actuaciones en carreteras como Sun, Zhang y Yu (2006) que emplean las redes bayesianas para predecir flujos de vehículos, así como (Tebaldi & West, 1998). Dentro de la planificación se puede encontrar en (Bromley, Jackson, Clymer, Giacomello & Jensen, 2005) donde se desarrolla una gestión integrada de recursos hídricos o (Cain, 2001) mejoras en la planificación en la gestión de los recursos naturales. La potencia de las redes bayesianas radica en que, una vez especificada la estructura de la red, es posible realizar cualquier tipo de inferencia dada la información disponible. Es decir, se puede hacer inferencias predictivas (si la terminal de transporte tiene una superficie X , ¿cuál es la probabilidad de que tenga Z grúas de patio en el almacenamiento?) o abductivas (si la terminal tiene menos de X grúas de patio en el almacenamiento, ¿cuál es la probabilidad de que conozca el concepto superficie de almacenamiento?). De esta forma, un mismo nodo puede ser tanto fuente de información como objeto de predicción. Dichas inferencias se realizan aplicando algoritmos de propagación de probabilidades que se han desarrollado específicamente para tal fin. Para utilizar una red bayesiana se deben identificar las variables y las relaciones de influencia causal entre ellas, y cuantificar estas

relaciones de influencia causal asignando las probabilidades condicionadas y *a priori*.

METODOLOGÍA

Para la consecución del objetivo de caracterizar los parámetros físicos de las terminales de contenedores del sistema portuario español, mediante redes bayesianas, se ha desarrollado la siguiente metodología (Figura 1). Esta se divide en dos tareas: una para determinar el escenario de trabajo y la segunda para desarrollar el modelo de inteligencia artificial.

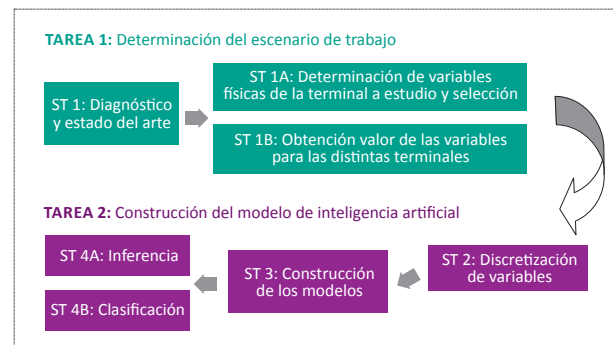


Figura 1. Esquema metodológico

TAREA 1: DETERMINACIÓN DEL ESCENARIO DE TRABAJO

ST1: Diagnóstico y estado del arte

Consiste en la revisión del estado del arte para identificar el conjunto de variables de medida de la explotación en terminales marítimas de contenedores, mediante el empleo de buscadores especializados y gestores de aplicaciones.

ST1A: Determinación de las variables físicas de la terminal y selección

Se realiza un estudio sistémico de todas las variables físicas de la terminal susceptibles de investigación para las terminales portuarias de contenedores por subsistemas: subsistema atraque-carga/descarga, subsistema almacenamiento, subsistema de interconexión interna, subsistema entrega y recepción.

Dada la variabilidad de las terminales de contenedores de las Autoridades Portuarias que componen el sistema portuario español se seleccionan las terminales de estudio. Se deberá: catalogar las terminales de contenedores del sistema portuario español por tráfico, categorizar las terminales por importancia respecto al tráfico y seleccionar las terminales de estudio con razonamientos de criterio experto.

ST1B: Obtención del valor de las variables para las distintas terminales de contenedores de estudio

Una vez conocidas las terminales de contenedores que se pretenden estudiar y los valores de sus variables que se quieren obtener se utilizan diferentes fuentes de información.

TAREA 2: CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

ST3: Discretización de variables

Una vez seleccionadas las variables de estudio en las tareas anteriores es necesario, para el proceso de construcción de los modelos, la discretización de las variables. Normalmente las redes bayesianas consideran variables discretas o nominales, por lo que si no lo son, hay que discretizarlas antes de construir el modelo. Aunque existen modelos de redes bayesianas con variables continuas, éstos están limitados a variables gaussianas y relaciones lineales.

ST4: Construcción de los modelos

En esta parte del proyecto, el aprendizaje estructural consiste en encontrar las relaciones de dependencia entre las variables, de forma que se pueda determinar la topología o estructura de la red bayesiana. De acuerdo al tipo de estructura, se aplican diferentes métodos de aprendizaje estructural: aprendizaje de árboles, aprendizaje de poli-árboles, aprendizaje de redes multiconectadas, métodos basados en medidas y búsqueda, métodos basados en relaciones de dependencia.

ST5A: Inferencia

Una vez construidos los modelos, en esta fase se estudia la capacidad de inferencia. 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 a su vez, las nuevas probabilidades son propagadas al resto de los nodos. La propagación de probabilidades o inferencia probabilística es la probabilidad de algunas variables de ser calculadas dadas evidencias en otras variables. Las probabilidades antes de introducir evidencias se conocen como probabilidades *a priori*. Una vez introducidas las evidencias, las nuevas pruebas propagadas se llaman probabilidades *a posteriori*.

ST5B: Clasificación

En esta fase se aprovechan las características que poseen los métodos bayesianos en tareas de aprendizaje. Cada ejemplo observado va a modificar la probabilidad de que la hipótesis formulada sea correcta (aumentándola o disminuyéndola). Es decir, una hipótesis que no concuerda con un conjunto de ejemplos significativos no es desechada por completo sino que se disminuirá la probabilidad estimada para la hipótesis. Los métodos bayesianos permitirán tener en cuenta en la predicción de la hipótesis el conocimiento *a priori* o conocimiento del dominio en forma de probabilidades.

RESULTADOS

Los resultados que se presentan corresponde a las dos grandes tareas desarrolladas, por una parte, la caracterización de las terminales de contenedores del sistema portuario español, y por otra, los modelos de redes bayesianas

TAREA 1: DETERMINACIÓN DEL ESCENARIO DE TRABAJO

ST1: Diagnósis y estado del arte

Las variables estudiadas por subsistemas son las siguientes:

- Tipología de tráfico (import/export, llenos/ vacíos, entre otros).
- Áreas de las diferentes zonas: almacenamiento, operación y servicio.
- Subsistema atraque/carga-descarga: magnitudes relativas a calado, línea de atraque, superficies, equipos, rendimiento de los equipos, tipología de los equipos, entre otros
- Subsistema almacenamiento: superficies, equipos, rendimiento de los equipos, tipología de los equipos, apilamiento, estancia, entre otros.
- Subsistema transporte interno: superficies, equipos, rendimiento de los equipos, tipología de los equipos, apilamiento, estancia, entre otros.
- Subsistema entrega y recepción: superficies, puertas de entrada, frecuencias, tipología de tráfico, entre otros.

En lugar de seleccionar terminales de estudio, debido a la dificultad que supone obtener los datos de las terminales, se optó por intentar obtener los datos de todas las terminales de contenedores del sistema portuario español, para no descartar ninguna *a priori*. Se consiguieron datos de casi 20 terminales de contenedores, representando el tráfico que mueven el 90% del tráfico portuario de contenedores. Se ha obtenido los valores definitivos de las variables para estas 20 terminales.

TAREA 2: CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

ST2: Discretización de variables

Una vez seleccionadas las variables de estudio en las tareas anteriores es necesario, para el proceso de construcción de los modelos, la discretización de las variables. Para este estudio se ha considerado variables discretas para lo cual se ha discretizado las variables continuas atendiendo a criterio experto para la selección de estratos.

ST3: Construcción de los modelos

En esta investigación se ha empleado el algoritmo K2. El algoritmo K2 está basado en la optimización de una medida, que es lo que se pretende en la planificación, optimizar los ratios de explotación. Esa medida se usa para explorar, mediante un algoritmo de ascensión de colines, el espacio de búsqueda formado por todas las redes que contiene las variables de la base de datos. Se parte de un red inicial y ésta se va modificando (añadiendo arcos, borrándolos o cambiándolos de dirección) obteniendo una nueva red con mejor medida. En concreto, la medida K2 (Cooper an Herskovits 1992) para una red G y una base de datos D es la siguiente (ecuación 2):

$$f(G : D) = \log P(G) + \sum_{i=1}^n \left[\sum_{k=1}^{S_i} \left[\log \frac{\Gamma(\eta_{ik})}{\Gamma(N_{ik} + \eta_{ik})} + \sum_{j=1}^{r_i} \log \frac{\Gamma(N_{ijk} + \eta_{ijk})}{\Gamma(\eta_{ijk})} \right] \right] \quad (2)$$

Donde N_{ijk} es la frecuencia de las configuraciones encontradas en la base de datos D de las variables x_i , donde n , es el número de variables, tomando su j -ésimo valor y sus padres en G tomando su k -ésima configuración, donde s_i es el número de configuraciones posibles del conjunto de padres y r_i es el número de valores que puede tomar x_i . Dentro del aprendizaje automático (rama de la Ingeniería del conocimiento) hay dos grandes grupos: técnicas supervisadas (aquellas en las que los datos están clasificados previamente) y las técnicas no supervisadas (en las que no existe clasificación previa). La clasificación supervisada con redes bayesianas permite que dada una base de datos con N casos caracterizados por n variables predictoras, X_1, \dots, X_n , y la variable clase, C , se trata de inducir un modelo clasificador, permiten clasificar. Dada esta cualidad, las redes bayesianas llevan tiempo incorporándose en tareas de clasificación supervisada, aunque aún no se han empleado en el área de la de planificación en lo relacionado con los puertos en labores de clasificación. Con base a las ideas expuestas por (Acid & de Campos, 1995; Friedman & Goldszmidt, 1996), y ampliadas en (Sierra & Larranaga, 1998) según las cuales se pueden utilizar las factorizaciones de probabilidad representadas por las redes bayesianas. Para realizar clasificaciones se pretende emplear las redes bayesianas en esta investigación, considerando para ello la existencia de una variable especial: *la variable a clasificar*. Esta variable viene a ser predicha por un grupo de variables: *el resto*, y de forma que la estructura de la red obtenida puede ser utilizada para la predicción del valor de la clase de esta

variable a clasificar, esto se obtiene mediante la asignación de valores a las predictoras (resto de variables), y la posterior propagación de la evidencia introducida en la red, esto es, mediante el cálculo de la probabilidad *a posteriori* del nodo asociado a la variable especial dados los valores del resto.

Para la construcción de la red se ha utilizado el software Elvira específico para trabajar con redes bayesianas (Elvira Consortium, 2002).

ST 4: Inferencia y clasificación aplicadas al sistema portuario español

Una vez construidos los modelos, en esta fase se ha estudiado la capacidad de inferencia de la red construida. La red construida es la que aparece en la Figura 2

De la red construida se obtienen las siguientes relaciones padres-hijos e independencia de variables:

- Las variables calado, zona_almacenamiento, zona_operación, línea_ataque y gruas_muelle son independientes conocida la superficie total.
- Las variables gruas_pórtico y tráfico_total son independientes si conocemos la variable gruas_muelle.
- Las variables superficie_total y gruas_muelle son independientes conocida la variable línea_ataque.
- Las variables gruas_muelle y zona_servicio son independientes conocida la variable gruas_pórtico.
- Las variables línea_ataque y tráfico_total son independientes conocida la variable gruas_muelle.

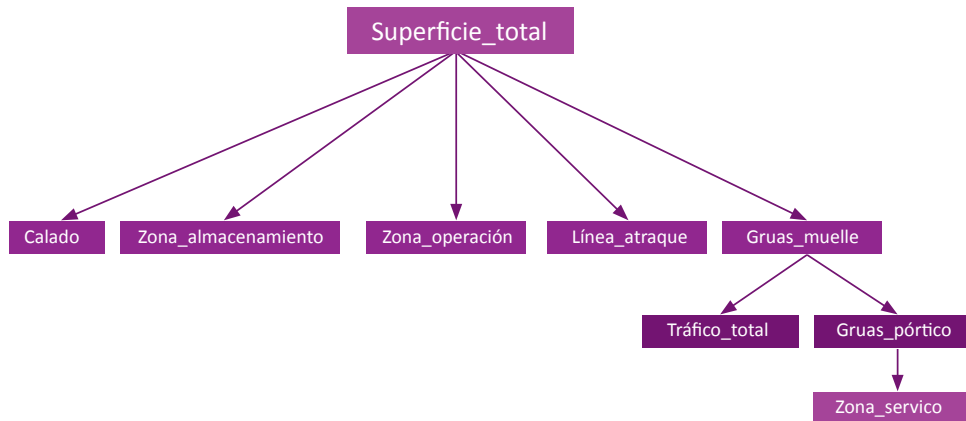


Figura 2. Red bayesiana, algoritmo k2 para la estimación de parámetros físicos del sistema portuario español

Mediante la creación de la red bayesiana y el estudio de inferencia de escenarios se obtiene la terminal más probable, definida por sus características físicas principales por subsistemas en función de la superficie total disponible de la terminal como se resume en la Tabla 1.

CONCLUSIONES

En términos de redes la superficie total de la terminal es la que define los tres escenarios (S1, S2 y S3), se puede elegir como elemento de planificación, además, es esta variable una de las variables que se conocen tanto desde el inicio del planteamiento de un proyecto, cuando se va a planificar una terminal en un determinado entorno, como a lo largo de la explotación donde está variable es el área en que opera la terminal.

Si se analizan las distintas superficies de la terminal, en el caso de la superficie de la zona de operación se observa que los escenarios con mayor superficie necesitan mayor superficie de operación como se prevé *a priori*. Respecto a la superficie de almacenamiento, ocurre lo mismo. En el caso de la zona de servicio los resultados son diferentes debido a que muchas terminales que se encuentran saturadas en su explotación y la zona de almacenamiento ha ido ocupando la zona de servicios para cubrir estas carencias.

De los resultados obtenidos se puede concluir, respecto al calado, que las variables del subsistema atraque-carga/descarga, a mayor superficie, no necesariamente se tiene un calado mayor; si el calado del puerto es elevado, mayor de 16 metros, y es un calado natural, es óptimo pues no se ha necesitado de obras de dragado; si las obtención del calado es con obras de ingeniería, el coste es muy elevado y no es óptimo. Para anticiparse a los futuros buques portacontenedores denominados megabuques, como corresponde a la Clase E Maersk Line con capacidad para 18000 TEU (González & Camarero, 2009a), se necesitan calados de 15,5 metros porque el Escenario 1 y el Escenario 3, presentan mayor probabilidad de poder atender a dichos buques. Las limitaciones de calado no ralentizan la operativa en el atraque: o se puede operar, o no se puede. Respecto a la línea de atraque, a mayor volumen de tráfico, es necesaria mayor línea de atraque.

En cuanto al número de grúas en el atraque, tanto el Escenario 1, como el Escenario 2 tienen una elevada probabilidad

de operar con entre 5 y 10 grúas en el atraque, por lo que son capaces de mover tráfico con necesidad de menores recursos. El Escenario 3 presenta una probabilidad de operar con entre 15 y 20 grúas.

En el caso de los tres escenarios resultantes, las necesidades de grúas pórtico con mayor probabilidad se representan por entre 5 y 10 grúas pórtico de patio.

Las terminales de contenedores del sistema portuario español parece que siguen el modelo de optimización, de manera que se alcanzan los objetivos programados con el mínimo de recursos disponibles, si bien puede ser que las terminales estén llegando a un cierto nivel de colapso en la operativa, al emplear los recursos al límite de su ocupación, como ocurre con el caso de la superficie y el número de grúas.

La terminal más probable en el sistema portuario español es una terminal con entre 100.000 y 500.000 m² de superficie total, con casi un 50 % de probabilidad se da este tipo de terminal.

REFERENCIAS

- Acid, S., & de Campos, L. (1995). Approximations of causal networks by polytrees: An empirical study. *Advances in Intelligent Computing—IPMU'94*, 149-158.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer New York: SpringerLink (Online service).
- Bonilla, M., Casasús, T., Medal, A., & Sala, R. (2004). An efficiency analysis with tolerances of the spanish ports system. *International Journal of Transport Economics*, 32(3), 380-400.
- Bromley, J., Jackson, N. A., Clymer, O. J., Giacomello, A. M., & Jensen, F. V. (2005). The use of hugin® to develop bayesian networks as an aid to integrated water resource planning* 1. *Environmental Modelling & Software*, 20(2), 231-242.
- Cain, J. (2001). 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.

Tabla 1. Escenarios: Terminal más probable por superficie disponible de la terminal

Superficie y variable más probable	Subsistema atraque-carga/descarga				Subsistema almacenamiento		Subsistema entrega y recepción
	Calado	Línea de atraque	Zona de operación	Grúa de muelle	Zona almacenamiento	Grúas pórtico	Zona de servicio
Escenario 1: S1: Menos de 100.000 m ²	16-18m	Menos de 500m	Menos de 15.000m ²	5 y 10	Menos de 100.000 m ²	Entre 5 y 10	Menos de 15.000 m ²
Escenario 2: S2: 100.000-500.000 m ²	14-16m	500-1.000m	15.000-20.000m ²	5 y 10	100.000-500.000 m ²	Entre 5 y 10	Menos de 15.000 m ²
Escenario 3: S3 : más de 500.000	16-18m	Más de 1.500m	Más 50.000 m ²	Entre 15 y 20	Más de 500.000 m ²	Entre 5 y 10	Menos de 15.000 m ²

- Camarero, A., & González, N. (2005). *Cadenas integradas de transporte*. Madrid, España: Fundación Agustín de Betancourt. Ministerio de Fomento.
- Camarero, A., & González, N. (2007). *Logística y transporte de contenedores*. Madrid, España: Fundación Agustín de Betancourt. Ministerio de Fomento.
- Castillo, E., Gutiérrez, J. M., & Hadi, A. S. (1997). *Expert systems and probabilistic network models* Springer Verlag: New York.
- Cios, K. J., & Kacprzyk, J. (2001). *Medical data mining and knowledge discovery* Physica-Verlag, New York: editorial Springer
- Cios, K. J., Pedrycz, W., & Swiniarski, R. W. (2007). *Data mining: A knowledge discovery approach*. New York: editorial Springer
- De Monie, G. (1989). Medición y evaluación del rendimiento y de la productividad de los puertos. *Monografías De La UNCTAD Sobre Gestión De Puertos*. No. 6: New York
- De Monie, G., & United Nations Conference on Trade and Development. (1987). *Measuring and evaluating port performance and productivity*. Italy:United Nations.
- Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (2000). *Pattern classification*. New York Wiley.
- Elvira Consortium. (2002). *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)*, 222-230.
- Friedman, N., & Goldszmidt, M. (1996). Building classifiers using bayesian networks. *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, Menlo Park, Ca: AAAI Press
- García, T. R., Cancelas, N. G., & Soler-Flores, F. (Junio, 2013). Forecasts of container terminal capacity in a crisis scenario using neural networks. *Proceedings in Scientific Conference*. University of Zilina. Slovakia
- González, M., & Camarero, A. (Febrero, 2010). Explotación de terminales de graneles sólidos. *Litoral, Ordenación y Modelos De Futuro: IV Congreso De Ingeniería Civil, Territorio y Medio Ambiente*. Colegio de Ingenieros de caminos, Canales y Puertos, Málaga.
- González, M. N. (2007). *Metodología para la determinación de los parámetros de diseño de las terminales portuarias de contenedores a partir de datos de tráfico marítimo*. (Tesis doctoral). Universidad Politécnica de Madrid (UPM), Madrid-España.
- González, M. N., & Camarero, A. (2009a). Caracterización de parámetros físicos de las terminales de contenedores del sistema portuario español. *Ingeniería y Ciencia*, (10), 49, 54-59.
- González, M., & Camarero, A. (2009b). Caracterización de parámetros físicos de las terminales de contenedores del sistema portuario español. *Ingeniería y Ciencia*, (10), 49, 62-67.
- González-Cancelas, N., Soler-Flores, F., & Orive, A. C. Motorways of the sea quality index. case of spain.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction*. New York: Springer Verlag.
- Jara-Díaz, S., Martínez-Budría, E., Cortes, C., & Vargas, A. (1997). Marginal costs and scale economies in spanish ports. 25th European Transport Forum. *Proceedings Seminar L, PTRC, London*, 137-147.
- Liu, C. I., Jula, H., & Ioannou, P. A. (2002). Design, simulation, and evaluation of automated container terminals. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 3(1) 12-26.
- Nombela, G. (2009). Evaluación de proyectos. Documento De Trabajo. CEDEX. Modelos de capacidad de infraestructuras de transporte. España. Ministerio De Fomento, Accesible En www.evaluaciondeproyectos.es.
- Núñez, S. A., Cancelas, N. G., & Orive, A. C. (2013). Setting of weighting factors influencing the determination of the location of dry ports using a DELPHI methodology. *Proceedings in Scientific Conference*. University of Zilina. Slovakia
- Párraga, M. M., González-Cancelas, N., & Soler-Flores, F. (Abril, 2013). Delphi-SWOT as a strategic tool of planning for the port of Manta. *Proceedings in Scientific Conference*, University of Zilina. Slovakia
- Párraga, M. M., González-Cancelas, N., & Soler-Flores, F. (Junio, 2013). Proposal for the integration of the port of manta in latin american multimodal logistics. *Proceedings in GV-the 1st Global Virtual Conference*, University of Zilina. Slovakia.
- Pearl, J. (1988). *Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference* Morgan Kaufmann.
- Pery, P., & Camarero, A. (2003). *Determinación de la línea de atraque en los puertos españoles*. Universidad Politécnica de Madrid. Madrid: Fundación Agustín de Betancourt.
- Quijada-Alarcon, J., Cancelas, N. G., Orive, A. C., & Flores, F. S.. (Diciembre, 2012). Road network analysis using decision trees algorithm. *Proceedings in The 1st Virtual International Conference on Advanced Research in Scientific Areas*. University of Zilina. Slovakia.
- Rodríguez-Dapena A. (2009). *Prospectiva económica de interés portuario*. Madrid: Puertos del Estado.

- Rodríguez-Pérez, F. (1985). *Dirección y explotación de puertos*. Bilbao, España: Puerto Autónomo de Bilbao.
- Roll, Y., & Hayuth, Y. (1993). Port performance comparison applying data envelopment analysis (DEA). *Maritime Policy & Management*, 20(2), 153-161.
- Sierra, B., & Larranaga, P. (1998). Predicting survival in malignant skin melanoma using bayesian networks automatically induced by genetic algorithms. an empirical comparison between different approaches. *Artificial Intelligence in Medicine*, 14(1-2), 215-230.
- Sun, S., Zhang, C., & Yu, G. (2006). A bayesian network approach to traffic flow forecasting. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 7(1), 124-132.
- Tebaldi, C., & West, M. (1998). Bayesian inference on network traffic using link count data. *Journal of the American Statistical Association*, 93(442), 557-573.
- Tongzon, J. (2001). Efficiency measurement of selected australian and other international ports using data envelopment analysis. *Transportation Research Part A*, 35(2), 107-122.
- Tongzon, J., & Heng, W. (2005). Port privatization, efficiency and competitiveness: Some empirical evidence from container ports (terminals). *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 39(5), 405-424.
- Tongzon, J. L. (1995). Determinants of port performance and efficiency. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 29(3), 245-252.
- Tovar, B., Jara-Díaz, S., & Trujillo, L. (2004). Funciones de producción y costes y su aplicación al sector portuario. Una revisión de la literatura. Documentos de Trabajo Conjuntos. Las Palmas de Gran Canaria: ULL- ULPGC
- Tovar, B., Jara-Díaz, S. R., & Trujillo, L. (2003). A multioutput cost function for port terminals: Some guidelines for regulation. *World*,
- Tovar, B., Trujillo, L., & Jara-Díaz, S. (2004). Organization and regulation of the port industry: Europe and Spain. *Essays on Microeconomics and Industrial Organization. 2nd Edn. Springer-Verlag, Heidelberg*, 189-207.
- Vityaev, E., & Kovalerchuk, B. (2004). Empirical theories discovery based on the measurement theory. *Mind and Machine*, 14(4), 551-573.
- Wanhill, S. R. C. (1974). A study in port planning: The example of mina zayed. *Maritime Policy & Management*, 2(1), 48-55.
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques*. Massachusetts: Morgan Kaufmann Pub.
- Wong, R. C. W., Li, J., Fu, A. W. C., & Wang, K. (2006). (α , k)-anonymity: An enhanced k -anonymity model for privacy preserving data publishing. *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Association for Computing Machinery, Philadelphia, USA