

**Departamento de Economía**  
Facultad de Ciencias Sociales  
Universidad de la República

## **Documentos de Trabajo**

### **Tasa generadora de viajes para el puerto de Montevideo. Una propuesta metodológica**

**Andrés Pereyra, Elías Rubinstein  
y Marcelo Pérez**

**Documento No. 21/08**  
Octubre, 2008

**TASA GENERADORA DE VIAJES PARA EL PUERTO DE  
MONTEVIDEO  
UNA PROPUESTA METODOLÓGICA \***

**Andrés Pereyra<sup>†</sup>  
Elías Rubinstein<sup>‡</sup>  
Marcelo Pérez<sup>§</sup>**

---

\* Este trabajo contó con el Financiamiento del Programa de Desarrollo Tecnológico (PDT) y se realizó en el marco de la participación del Departamento de Economía en la Red Iberoamericana de Polos Generadores de Tránsito (<http://redpgv.coppe.ufrj.br/index.php?newlang=spanish>). Se agradecen los aportes realizados por los participantes en el XV Congreso de Ingeniería de Tránsito y Transporte (Cartagena, Colombia setiembre de 2008).

<sup>†</sup> Departamento de Economía - Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de la República. E-mail de contacto: [andres@decon.edu.uy](mailto:andres@decon.edu.uy).

<sup>‡</sup> Consultor independiente.

<sup>§</sup> Universidad ORT.

## **RESUMEN**

El análisis predictivo resulta cada vez más importante en la definición de políticas de transporte y en el diseño de actividades operacionales. En el presente documento se presenta la metodología desarrollada para estimar en forma eficiente el movimiento de carga contenedorizada en los accesos al recinto del puerto de Montevideo. El crecimiento importante que éste ha tenido en los últimos años, las características propias de su forma operacional, su localización e interrelación con el territorio, y sus perspectivas de desarrollo futuro, obligan al uso de herramientas modernas de gestión y ofrecen una importante oportunidad para la investigación.

La bibliografía respecto de modelación de ingresos/egresos de carga contenedorizada en puertos es pequeña y no en todos los casos eficiente. En este trabajo se desarrollaron modelos del tipo “de conteo”, básicamente regresión de Poisson, que explican la producción/atracción de viajes de carga contenedorizada según la declaración antecedente de la operación en muelle. Además, comprenden variables binarias y rezagos autoregresivos para tratar adecuadamente la dimensión temporal del problema.

Palabras clave: Generación de viajes, Regresiones de Poisson, Regresiones de conteo, Modelos autorregresivos.

## **ABSTRACT**

The predictive analysis is becoming increasingly important in the definition of transport policies and in the design of operational activities. In the present article the developed methodology in order to attain an accurate estimation of the movement of containerized cargo on the entrance to the port of Montevideo is presented. Over the last years, the port of Montevideo has gone through an important growth. This, together with its operative features, its placing and interrelation with the country, and its development outlook for the future, requires the use of modern management tools, providing an important opportunity for investigation.

The bibliography concerning the modeling of incoming/outgoing containerized cargo in ports is scarce and not always useful. In this article count models were developed, mainly Poisson regression, that explain the production/attraction of containerized cargo trips according to the previous declaration of wharf operation. This Poisson regression included binary and auto regressive lags variables in order to deal adequately with the temporary dimension of the problem.

Keywords: Trip generation, Poisson regressions, Count regressions, Autoregressive models.

JEL: H54, C22

## 1. INTRODUCCIÓN

Se consideran polos generadores de viajes (PGV) a todas aquellas instalaciones, que mediante la oferta de bienes o servicios, atraen o generan gran cantidad de viajes y consecuentemente impactan en su entorno. La determinación de la cantidad de viajes generada por una instalación es el paso inicial para prever sus impactos, pero también para otros objetivos, tales como: dimensionar instalaciones y operaciones, realizar análisis financieros, etc.

La estimación de la producción de viajes depende del tamaño y de las características del emprendimiento; estas últimas influenciadas por las características locales de infraestructura y por condicionantes económicas y culturales. En general, en estudios de transporte se ha considerado usualmente al tamaño de las instalaciones del emprendimiento, como el atributo característico que define la capacidad de producción de bienes o servicios que determinarán la cantidad de viajes generados. Sin embargo, este concepto resulta restrictivo desde un punto de vista económico, ya que es la capacidad de atención a la demanda la que genera los viajes y ésta se vincula directamente con el nivel de producción y no con el tamaño físico del emprendimiento. Además de esta restricción en la valoración económica de los modelos de estimación basados en variables que definan la tipología y/o tamaño del emprendimiento, es necesario que éstos deriven de un espacio muestral que comprenda emprendimientos con características y portes similares a aquel que será estudiado (Andrade, 2005).

Evidentemente la selección de un modelo adecuado resulta compleja y no siempre será la mejor, ya que la representatividad será lograda solamente para emprendimientos largamente estudiados y con poca variabilidad en su concepción económica. En caso de instalaciones y actividades operativas ya existentes, el estudio de la información histórica de su operación permite además otro enfoque para tratar el problema: la explicación del comportamiento del PGV de acuerdo a la experiencia anterior de relacionamiento entre todas las variables que comprenden el problema e inclusive en forma recursiva sobre la misma variable a explicar.

En el presente documento se presenta el trabajo realizado para la estimación de viajes por camión de carga contenedorizada para el puerto de Montevideo. El enfoque metodológico considerado fue el segundo: elaborar modelos econométricos, en este caso del tipo de conteo, que permitan estimar la generación de viajes a partir de la evolución histórica de las variables operativas, comprendiendo también la existencia de fenómenos de rezagos.

Si bien algunos autores han utilizado modelos de conteo para el estudio de PGV, no se dispone de trabajos para el caso de carga en contenedores y de puertos. Además de la utilización de las técnicas antes mencionadas, uno de los principales aportes del trabajo es incorporar al estudio de esta temática algunas especificaciones de Poisson para series de tiempo.

## 2. ANTECEDENTES

Al-Deek, Johnson, Mohamed y El-Magharaby estudiaron a inicios del 2000 el transporte de carga contenerizada en varios puertos del Estado de Florida en los Estados Unidos de Norteamérica, e implementaron para los mismos dos modelos principales de predicción de viajes de camiones a partir del conocimiento de los volúmenes de carga contenerizada movilizada.

El primero fue un modelo de regresión (Al-Deek et al, 2000) que permitió estimar el movimiento de camiones con carga contenerizada en régimen entrante y saliente al puerto, respecto del movimiento de carga exportada e importada por el mismo. El término “importado” y “exportado” refería a movimientos salientes y entrantes al puerto y no a valoraciones sobre su condición geográfica o económica.

La información básica utilizada por estos investigadores consistió en el registro diario de movimientos de contenedores en el recinto portuario y de camiones en los accesos correspondientes. La información fue recolectada en un periodo de varios meses durante 1996 y 1997. Se elaboraron dos modelos de regresión según el flujo de la mercadería, esto es, importada o exportada del recinto portuario.

Estos autores analizaron varios aspectos del movimiento portuario para ser adoptados como variable independiente de ambos modelos, tales como: total de movimientos de buques, capacidad de carga en peso de los buques, operación de grúa, etc. Si bien no pudieron encontrar una relación clara entre la generación de viajes de carga contenedorizada y las variables cuantitativas que representaban los aspectos principales del movimiento portuario, ese análisis les permitió observar que el movimiento de mercaderías contenerizada no presentaba una buena correlación a nivel diario entre lo operado en muelle y lo movilizado en accesos. Los autores encontraron importantes diferencias entre el acceso/egreso del contenedor al recinto portuario y su carga/descarga del buque, producto básicamente de que la operación sobre los buques se realiza todos los días de la semana, mientras que la de camiones se da fundamentalmente en los días hábiles. En segundo término, también porque existe cierta capacidad, aunque limitada, de almacenamiento de cargas en el propio recinto; esto último por periodos cortos.

Finalmente estos investigadores construyeron modelos de regresión considerando el agrupamiento de determinados días de la semana. Esto es, se consideró que en algunos días el volumen de mercaderías descargadas del buque permanecía en recinto portuario y que por tanto podía ser retirada el mismo día o en días siguientes, mientras que para otros días el transporte debía realizarse inmediatamente. Por ejemplo: las mercaderías descargadas de buque los días sábado, domingo, lunes y martes, eran retiradas de puerto los días lunes y martes; las mercaderías descargadas en puerto los días miércoles y jueves eran retiradas los mismos días (considera un retraso para el día miércoles), mientras que los días viernes la mercadería se retira una vez que se descarga. Una relación similar se encontró para las mercaderías cargadas a buque.

La consideración de este criterio sobre toda la información relevada permitió a Al-Deek y sus colegas elaborar modelos de regresión con más de 20 puntos y su posterior validación con otros 8 puntos. Los modelos presentan valores de  $R^2$  siempre superiores a 0,68 y un

bajo número de puntos atípicos. El modelo para mercaderías exportadas presenta un término independiente producto de la capacidad de almacenamiento de mercaderías del puerto.

En segundo lugar, Al-Deek (2001) elaboró un modelo de red neuronal artificial con entrenamiento según el método backpropagation. El modelo consideró como variables de salida los volúmenes diarios de camiones con carga contenerizada según se tratara de ingreso o egreso. En virtud de la existencia de rezagos o adelantamientos en la relación de los volúmenes diarios de mercadería cargada/descarga e ingresada/egresada de puerto, el modelo de red neuronal consideró que la mercadería podía ser cargada/descargada del buque en distintos días de la semana centrada en torno al día en que ingresaba/egresaba del puerto. Así para el puerto de Miami se adoptaron 19 nodos de entrada: 7 para los volúmenes diarios de mercadería exportada y 7 para los volúmenes diarios de mercadería importada, más 5 variables dummy para indicar a que día de la semana corresponde el rezago/adelantamiento considerado.

Para algunos de los puertos estudiados se adoptó además un criterio similar al adoptado para el modelo de regresión, adicionándose nodos dummy correspondientes a: día de semana laboral, día de fin de semana. Además, se consideraron neuronas dummy correspondientes al tipo de mercadería transportada y a otros atributos que parecieron interesantes de ser considerados como variables independientes: toneladas importadas y exportadas, transporte en camión o ferrocarril, etc.

Luego de más de 750 testes se validaron modelos con dos capas ocultas y con una combinación de funciones de activación sigmoideas y lineales. La solución óptima fue elegida mediante la evaluación del menor MSE del modelo y según el test *t* para la hipótesis de que el volumen total modelado es igual al volumen registrado cada día.

Al-Deek (2001) explicita que el trabajo demostró el potencial de utilización de modelos de redes neuronales para el desarrollo de generación de viajes y elección modal. Específicamente para el puerto de Miami dice que el modelo de redes neuronales arrojó mejores resultados que los modelos de regresión, indicando que uno de las desventajas de los modelos de regresión es que éstos precisan de la realización de varias suposiciones, mientras que los modelos de redes neuronales poseen mayor amplitud para el uso de la información disponible.

### **3. EL PUERTO DE MONTEVIDEO**

El puerto se localiza en la ciudad de Montevideo sobre la desembocadura del Río de la Plata y se conecta mediante carreteras y ferrovías con Argentina y Brasil, y mediante una hidrovía con las regiones mediterráneas de Argentina, así como con Paraguay y Bolivia. Este puerto constituye la principal puerta de entrada y salida para el comercio intercontinental de Uruguay.

Se trata de un puerto de cargas polivalente, que además posee una terminal de pasajeros y es a su vez puerto pesquero. En 2006 manejó unos 8,7 millones de toneladas de mercadería y el volumen que manipula crece cada año. El tráfico de contenedores ha tenido un

incremento muy importante en los últimos años: en 1985 se movilizaron 40 mil Teus, en 1998 fueron 270 mil y en 2006 llegaron a 520 mil.

De acuerdo a Ley de Puertos N° 16.246/92, el puerto de Montevideo opera en un régimen libre circulación de mercaderías en su recinto. Además la normativa permite, dentro de los límites del enclave aduanero-portuario, la prestación de servicios de mercaderías que puedan, sin modificar su naturaleza, añadir valor agregado (fraccionamiento), modificar su presentación o packing o instrumentar su libre disposición o destino, en atención a exigencias logísticas y comerciales.

Actualmente la operación portuaria presenta dificultades producto de las limitaciones de espacio, lo que se configura también como un importante obstáculo para su desarrollo. En un lugar restringido, actualmente funcionan al mismo tiempo que las actividades del puerto ya descriptas, otras actividades paraportuarias, tales como la reparación naval y la Marina Nacional, cuya sede está instalada en un área central del recinto.

El puerto posee 11 muelles para el atraque de buques, de los cuales solamente 4 están habilitados para la operación de mercadería contenedorizada. Uno de estos se encuentra en la zona de exclusividad de operación de carga contenedorizada, mientras que los otros 3 son utilizados en forma polivalente. Los restantes muelles son de uso especializado: terminal petrolera, Marina Nacional, terminal fluvial y muelles pesqueros.

## **4. ELABORACIÓN DEL MODELO**

### **4.1 Datos disponibles**

La información disponible para el estudio consistió en el registro del año 2006 de:

- cantidad de escalas diarios de buques;
- volumen diario de contenedores operados en muelle, clasificados como cargados o descargados;
- volumen diario de camiones registrados según ingreso o egreso en todos los accesos del puerto.

Los buques analizados comprenden a portacontenedores y de carga general, que transportan contenedores. Cada intervalo ingreso-egreso al puerto de un buque es registrado como una escala. La inmensa mayoría de las escalas de estos tipos de buques apenas superan las 24 horas y por tanto pueden considerarse de tiempo unitario 1 día.

Por otra parte, es importante destacar que el volumen de contenedores operado en muelle se trata de una declaración realizada por los operadores previo a la operación y por tanto de una aproximación a lo finalmente ejecutado. En algunos pocos casos existe duplicación del registro.

A su vez, debido a la condición de Puerto Libre, el ingreso o egreso de mercadería contenedorizada en los accesos del puerto no siempre está ligado a la operación en muelle. Una parte de los contenedores que ingresan al puerto son almacenados en las playas de

estacionamiento y nunca se cargan en un buque. Una situación similar sucede con la descarga de contenedores de los barcos, donde varios son almacenados en puerto para luego ser cargados en otros buques, no saliendo nunca del recinto portuario por los portones de acceso.

## 4.2 Elección del modelo

El objeto del trabajo fue desarrollar un modelo que permita explicar en dimensión temporal diaria la generación de viajes a partir de la operación en muelle y de las escalas de buques.

Las distintas características de nuestras variables dependientes, de las cuales se destacan: que solo toma valores positivos, que tienen una gran variabilidad dentro de los días de la semana, que se observan ceros con alta frecuencia y que se comportan al interior de la misma como una distribución de Poisson, sugieren la utilización de modelos de conteo para abordar el problema.

## 4.3 Revisión teórica

En el proceso de elección de una forma funcional, existen varias razones que permiten justificar la utilización de un modelo de conteo. La primera de ellas refiere al carácter discreto que toma la variable dependiente, mientras que la segunda utiliza la ley de los eventos pocos probables como justificación. Nuestro caso está enmarcado en la primera de éstas, más específicamente:

- sea  $y$  el número de veces que ocurre un evento en un período específico de tiempo,  $y = \{0,1,2,3,\dots\}$ ;
- sea  $\Delta t$  : el intervalo de tiempo ( $dt$ ).

Entonces la probabilidad de ocurrencia de un evento por intervalo de tiempo está dado por:

$$Pr \text{ opensión de ocurrencia} = \frac{Pr \text{ obabilidad de que evento ocurra entre } y \text{ t } + 1}{dt}$$

Tomando el límite de la propensión de ocurrencia cuando  $dt$  tiende a cero, obtenemos la tasa instantánea de ocurrencia ( $\mu$ ). Si la tasa de ocurrencia es constante el proceso generador de datos se distribuye Poisson con la siguiente función de densidad:

$$f(y) = \frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!} \quad (1)$$

donde:

$$\lambda = \mu \Delta t \quad (2)$$

$\mu$  es la tasa instantanea de ocurrencia



El objetivo de la regresión de Poisson es estimar la media y varianza condicional de  $\lambda_i$ .

$$\lambda_i = E(y_i / x_i), \text{ donde } V(y_i / x_i) = \lambda_i \quad (3)$$

Este modelo tiene implícito que la media y la varianza condicional son iguales, supuesto que se conoce como equidispersión. En muchos casos esta restricción puede levantarse y permitir otras especificaciones para la varianza condicional. Tal es el caso de los modelos binomiales negativos, donde se permite que la varianza sea distinta que la esperanza:

$$\lambda_i = E(y_i / x_i) \text{ donde } V(y_i / x_i) = g(\lambda_i) = \lambda_i + \alpha \lambda_i^p \quad (4)$$

Desarrollos recientes de modelos de conteo, permiten la incorporación de rezagos en la estimación del parámetro  $\lambda_i$ , caso que será evaluado en este trabajo.

Debido a la no linealidad de los modelos los mismos son estimados por máxima verosimilitud, aunque es necesario que se cumplan algunas condiciones de regularidad:

- $f(y, x, \theta)^2$  sea globalmente identificada y que  $f(y, x, \theta_1) \neq f(y, x, \theta_2)$  si  $\theta_1 \neq \theta_2$ ;
- $\theta \in \Theta$ , donde  $\Theta$  es de dimensión finita, cerrado y compacto;
- $L(\theta) \in C^3$  y que sus derivadas sean todas acotadas, donde  $L(\theta)$  es la función verosimilitud;
- el orden de integración y diferenciación de  $L(\theta)$  es invertible;
- $x_i' x_i < \infty$ ;
- $\frac{E(w_i^2)}{\sum E(w_i^2)} = 0 \quad \forall i$ , donde  $w_i = x_i' \frac{\partial \ln f}{\partial \theta}$ ;
- $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum E(w_i^2 / \Omega_{i-1})}{\sum E(w_i^2)} = 1$ , donde  $\Omega_{i-1} = (x_1, x_2, \dots, x_{i-1})$ .

Bajo las anteriores condiciones de regularidad el estimador de máxima verosimilitud es consistente y:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_{MLE} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, A^{-1})$$

donde : (5)

$$A = -\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} E \left[ \sum \frac{\partial^2 \ln f}{\partial \theta \partial \theta'} \Big|_{\theta = \theta_0} \right]$$

#### 4.4 Estrategia de estimación

Se modelaron entrada y salida de contenedores del recinto portuario en forma independiente. Como variables explicativas se consideraron: la cantidad de buques

arribados y los volúmenes diarios de contenedores cargados y descargados desde buque en muelle. Se analizaron modelos alternativos discriminando las variables explicativas según operación en terminal especializada o en muelle general; no obstante esta definición, no se reportaron mejoras en la explicación del modelo.

También se generaron variables binarias para el día de la semana y el mes, lográndose de esta forma recoger el ciclo que se observa al interior de cada semana y reflejar la estacionalidad que tienen cada uno de los meses del año. También se consideraron variables dummy para tratar datos observados como outliers.

En primera instancia se estudió el grado de ajuste y predicción de una regresión de Poisson y luego, con el objetivo de levantar ciertos supuestos restrictivos del modelo original, se consideró un modelo binomial negativo y se exploraron modelos con componentes autorregresivos para comprender fenómenos de rezago operacional.

La calidad de la estimación se observó tanto para las variables explicativas como para el modelo en su conjunto. Para discriminar las variables explicativas se consideró la prueba  $t$  para un nivel de confianza del 95%, mientras que el valor del Pseudo  $R^2$  permitió la comparación entre modelos. La calidad de la predicción se analizó según el menor error cuadrático medio (ECM) de los modelos, que se considera un buen trade-off entre predicción con certitud y variabilidad a estos efectos.

En el Cuadro 1 se presenta la definición de las variables consideradas en los modelos.

## 5. RESULTADOS

En las Tablas 1 y 4 se presentan la especificación de cada uno de los modelos elaborados para entrada y salida de contenedores al puerto, mientras que en las Tablas 3 y 6 se muestra el valor estimado del ECM de los mismos. Puede verse que los modelos que mejor ajustaron fueron los de regresión por Poisson, tanto para ingreso como para egreso de contenedores. Valores de Pseudo- $R^2$  superiores a 0,70 dicen de la mejor calidad de los modelos desarrollados de esta forma.

Los ensayos realizados también muestran que la dimensión temporal es significativa a la hora de explicar el movimiento diario de contenedores en los portones de acceso. Tanto las variables binarias para día de semana como para mes resultaron significativas en todos los modelos. A su vez, la incorporación de rezagos mejora sustancialmente la calidad de la estimación, lo que se observa según los valores de Pseudo- $R^2$  y de ECM de cada modelo, afirmando aun más la dependencia temporal de los mismos.

En todos los casos es preferible utilizar la información de operación en muelle, discriminando entre carga y descarga, que el arribo de buques, como variable explicativa. Si bien no existen diferencias mayores en la estimación del ECM, el uso de la variable buques genera una estimación con mayor varianza.

En la Tabla 3 se puede ver que el modelo para estimación de ingresos con menor ECM es el 5B, regresión de Poisson autorregresivo en los 7 días anteriores y en el día 14 anterior a la fecha de estimación. Si bien el valor de ECM es el menor, su desvío es levemente mayor al

modelo 4B, Poisson con rezagos en los 6 días inmediatos anteriores. Esto es intrínseco del estimador ECM, que indica que el modelo 5B permite estimar con muy buena precisión en todo un periodo de análisis más allá de tener errores apenas mayores al modelo 4B en la estimación de algunos pocos días particulares.

En la Tabla 6 se puede ver que el menor ECM para la estimación de egresos se da también con el modelo 5B de regresión de Poisson, autorregresivo en los 7 días inmediatos anteriores y en el día 14 anterior. Al igual que para la modelización de ingresos el ECM muestra la existencia de trade-off entre precisión en la estimación de todo un periodo y la mayor variabilidad de la estimación de días particulares.

En las Tablas 2 y 5 se presentan los valores estimados para cada modelo escogido, tanto para ingresos como para egresos de contenedores. No se presentan los valores del término independiente ni de la variable binaria *dum3*, a efectos de salvaguardar la confidencialidad de información comercialmente delicada. En las Figuras 1 y 2 se muestran las representaciones gráficas de los modelos.

## 6. CONCLUSIONES

El análisis predictivo es cada vez más importante en la definición de políticas de transporte y en el diseño de programas operacionales. En este sentido este trabajo hace su aporte fundamental mostrando que la econometría resulta una herramienta poderosa a estos efectos.

El trabajo efectuado para el puerto de Montevideo es novedoso para éste. Dado que sus administradores ya poseen un moderno sistema de registro diario de las operaciones portuarias, se entiende que los modelos elaborados serán herramientas útiles para su gestión operativa.

Actualmente este puerto presenta dificultades derivadas de la falta de espacio y su crecimiento continuo. La predicción de los movimientos en accesos tendrá un efecto positivo en la programación de sus actividades diarias y por tanto en la eficiencia del uso de muelles y áreas de estacionamiento. También la aplicación de estos modelos permitirá programar otras actividades conexas, tales como: seguridad, control aduanero, control bromatológico, regulación de tránsito interior al recinto y en la señalización luminosa en los accesos.

Respecto de la metodología empleada, es importante observar que los modelos elaborados son de buena calidad, lo que puede verse simplemente observando los gráficos presentados.

La bibliografía encontrada respecto a estudios similares ya observaba la importancia de la dimensión temporal en el problema. Al-Deek et al (2000) resuelven el problema con un modelo multivariante lineal que obliga a la pérdida de especificidad; el mismo Al-Deek (2001) hace referencia a este problema y busca otro modelo más adecuado. El presente trabajo aporta justamente en ese sentido: elaborar modelos simples pero que no obliguen a la pérdida de especificidad.

La aplicación de modelos de conteo para este tipo de análisis no es tradicional. En general, cuando se conoce previamente que la dimensión temporal tendrá un efecto importante en la explicación de la variable, se prefiere utilizar modelos de tipo univariante. Sin embargo, en este caso, dado que los domingos no se permite el ingreso al recinto portuario pero si operación en muelle, se presentan valores nulos en la variable a explicar que no pueden ser tratados convenientemente con modelos de series de tiempo sin pérdida de especificidad. En este sentido, la aplicación de modelos de conteo con variables binarias y rezagos autorregresivos adecuadamente diseñados, son una alternativa econométrica eficiente al problema.

## **AGRADECIMIENTOS**

Los autores agradecen el financiamiento otorgado por el Ministerio de Educación y Cultura a través de los Proyectos de Desarrollo Tecnológico (PDT), así como a la Administración Nacional de Puertos por la facilitación de los datos e informaciones necesarias.

Este trabajo de investigación está desarrollado en el marco de la Red Iberoamericana de Estudio de Polos Generadores de Viajes (<http://redpgv.coppe.ufrj.br>).

## REFERENCIAS

Administración Nacional de Puertos. <http://www.anp.com.uy>

Al-Deek, H. M., Jonson, G. y Mohamed A. (2000). Truck Trip Generation Models for Seaports with Container and Trailer Operation. *Transportation Research Record*, TRB, N°1719, p.1-9.

Al-Deek, H. M. (2001). Comparison of Two Approaches for Modeling Freight Movement at Seaports. *Journal of Computing in Civil Engineering*, October 2001, p. 284-291.

Andrade, E. P. de (2005). *Análise de Métodos de Estimativa de Produção de Viagens em Polos Geradores de Tráfego*. Disertación de Maestría, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.

Cameron, A. C. y Trivedi P. K. (2005). *Microeconometrics: Methods and Applications Regresión Analysis of Count Data*. Cambridge University Press, Cambridge.

ITE (2004). *Trip Generation Handbook – An ITE Recommended Practice*. 2<sup>da</sup> Edición. Institute of Transportation Engineers, Washington, DC.

ITE (2006). *Transportation Impact Analyses for Site Development – An ITE Proposed Recommended Practice*. Institute of Transportation Engineers, Washington, DC.

Jung, R., Kukuk, M., Liesenfeld, R. (2005). Time Series of Count Data: Modelling and Estimation. Working paper, Christian-Albrechts-Universität.

Wooldridge, J. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT Press.

**Cuadro 1 – Variables que componen los modelos**

Nombre de la variable	Tipo	Descripción
ing	discreta	cantidad de contenedores que ingresan al recinto portuario por día
sal	discreta	cantidad de contenedores que salen del recinto portuario por día
buques	discreta	cantidad de buques que portan contenedores que hacen escala diariamente
cga	discreta	cantidad de contenedores cargados a buque diariamente
dga	discreta	cantidad de contenedores descargados de buques diariamente
lun, ..., Sab	dummy	variables binarias según día de la semana
mesdum1, ...mesdum11	dummy	variables binarias según mes del año
ing_j	autorregresivo	Variable autoregresiva de ingresos para día <i>j</i> anterior a la fecha de estimación de ingresos
sal_j	autorregresivo	Variable autoregresiva de ingresos para día <i>j</i> anterior a la fecha de estimación de salida
dum_k	dummy	Variable binaria para tratar eventos fuera de rango

**Tabla 1 – Modelos para ingreso diario de contenedores**

Modelo	Variables explicativas	Variables dummy	Rezagos	dumK	Pseudo-R <sup>2</sup>
1A Poisson	buques	diadumX, mesdumY	---	dum3	0,7679
1B Poisson	cga, dga	“	---	dum3	0,7691
2A Binomial negativo	buques	“	---	dum3	0,1581
2B Binomial negativo	cga, dga	diadumX, mesdumY	---	dum3	0,1582
3A Poisson	buques	“	ing_1	dum3	0,7741
3B Poisson	cga, dga	“	ing_1	dum3	0,7752
4A Poisson	buques	“	ing_1, ..., ing_6	dum3	0,7820
4B Poisson	cga, dga	diadumX, mesdumY	“	dum3	0,7829
5A Poisson	buques	“	ing_1, ..., ing_7, ing_14	dum3	0,7823
5B Poisson	cga, dga	“	“	dum3	0,7828
6A Binomial negativo	buques	diadumX, mesdumY	ing_1	dum3	0,1564
6B Binomial negativo	cga, dga	“	ing_1	dum3	0,1565

Obs: dumK es una variable binaria introducida para tratar un valor fuera de rango de estimación

**Tabla 2 – Modelo de regresión de Poisson para ingreso de contenedores (5B)**

<b>Variable</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Std. Err</b>	<b>Z</b>	<b>P&gt; Z </b>	<b>[95% Conf. Interval*</b>	
Cga	-0,0000644	0,0000152	-4,23	0,000	-0,0000942	-0,0000346
Dga	-0,0000182	0,000013	-1,40	0,162	-0,0000436	7,27e-06
Lun	6,195935	0,1972601	31,41	0,000	5,809313	6,582558
Mar	6,248273	0,1980985	31,54	0,000	5,860007	6,636539
Mie	6,425508	0,1988957	32,31	0,000	6,03568	6,815336
Jue	6,295283	0,1988699	31,66	0,000	5,905505	6,68506
Vie	6,245745	0,198668	31,44	0,000	5,856363	6,635127
Sab	5,67839	0,197561	28,74	0,000	5,291178	6,065605
mesdum_1	-0,1001902	0,0220793	-4,54	0,000	-0,1434649	-0,0569155
mesdum_2	-0,1509232	0,0184165	-8,20	0,000	-0,1870188	-,1148275
mesdum_3	-0,0329034	0,0173621	-1,90	0,058	-0,0669324	0,0011257
mesdum_4	-0,0761309	0,0180458	-4,22	0,000	-0,1115	-0,0407619
mesdum_5	-0,0275747	0,0169191	-1,63	0,103	-0,0607356	0,0055861
mesdum_6	-0,0088712	0,0175143	-0,51	0,612	-0,0431987	0,0254563
mesdum_7	-0,020668	0,0172864	-1,20	0,232	-0,0545487	0,0132127
mesdum_8	-0,0904918	0,0183006	-4,94	0,000	-0,1263603	-0,0516234
mesdum_9	0,022705	0,0167051	1,36	0,174	-0,0100364	0,0554464
mesdum_10	-0,0081729	0,0171619	-0,48	0,634	-0,0418096	0,0254638
mesdum_11	0,0749042	0,0166718	4,49	0,000	0,0422281	0,1075803
dum3	<i>d</i>	0,2891697	-11,39	0,000	<i>ddd</i>	<i>DDD</i>
ing_1	0,0010233	0,000058	17,64	0,000	0,0009097	0,001137
ing_2	0,0001212	0,0000615	1,97	0,049	5,93e-07	0,0002418
ing_3	-0,0002939	0,0000603	-4,87	0,000	-0,000412	-0,0001757
ing_4	0,0000701	0,000063	1,11	0,266	-0,0000534	0,0001936
ing_5	-0,000515	0,0000633	-8,13	0,000	-0,0006392	-0,0003909
ing_6	0,0000572	0,0000626	0,91	0,361	-0,0000655	0,0001799
ing_7	-0,0002151	0,000053	-4,06	0,000	-0,0003189	-0,0001113
ing_14	-0,000027	0,0000516	-0,52	0,601	-0,0001281	0,0000742
_const	<i>a</i>	0,1995078	-3,13	0,002	<i>aaa</i>	<i>AAA</i>

**Tabla 3 – Error cuadrático medio para modelos de estimación de ingresos**

Modelo	Observaciones	ECM	Std. Dev.	Mínimo	Máximo
1A	365	3.768,15	10.184,88	0	105.251,9
1B	365	3.728,405	10.149,06	0	110.602,2
2A	365	3.987,612	10.114,79	0	102.607,6
2B	365	3.948,779	10.026,98	0	105.502,2
3A	364	3.567,072	8.465,299	0	66.236,2
3B	364	3.528,805	8.487,687	0	65.043,28
4A	359	3.377,993	8.020,497	0	66.137,16
4B	359	3.349,035	8.012,913	0	64.642,96
5A	351	3.357,629	8.064,599	0	65.110,32
5B	351	3.340,962	8.060,539	0	63.750,2
6A	364	3.737,757	8.392,154	0	64.072,29
6B	364	3.728,648	8.308,255	0	61.945,34

**Tabla 4 – Modelos para salida diaria de contenedores**

Modelo	Variables explicativas	Variables dummy	Rezagos	dumK	Pseudo-R <sup>2</sup>	
1 <sup>a</sup>	Poisson	buques	diadumX, mesdumY	---	dum3	0,7222
1B	Poisson	cga, dga	“	---	dum3	0,7224
2 <sup>a</sup>	Binomial negativo	buques	“	---	dum3	0,1094
2B	Binomial negativo	cga, dga	diadumX, mesdumY	---	dum3	0,1092
3 <sup>a</sup>	Poisson	buques	“	sal_1	dum3	0,7347
3B	Poisson	cga, dga	“	sal_1	dum3	0,7350
4 <sup>a</sup>	Poisson	buques	diadumX, mesdumY	sal_1,...,sal_7	dum3	0,7426
4B	Poisson	cga, dga	“	“	dum3	0,7427
5 <sup>a</sup>	Poisson	buques	“	sal_1,...,sal_7, sal_14	dum3	0,7412
5B	Poisson	cga, dga	diadumX, mesdumY	“	dum3	0,7413
6 <sup>a</sup>	Binomial negativo	buques	“	sal_1,...,sal_6	dum3	0,1156
6B	Binomial negativo	cga, dga	“	“	dum3	0,1148

Obs: dumK es una variable binaria introducida para tratar un valor fuera de rango de estimación



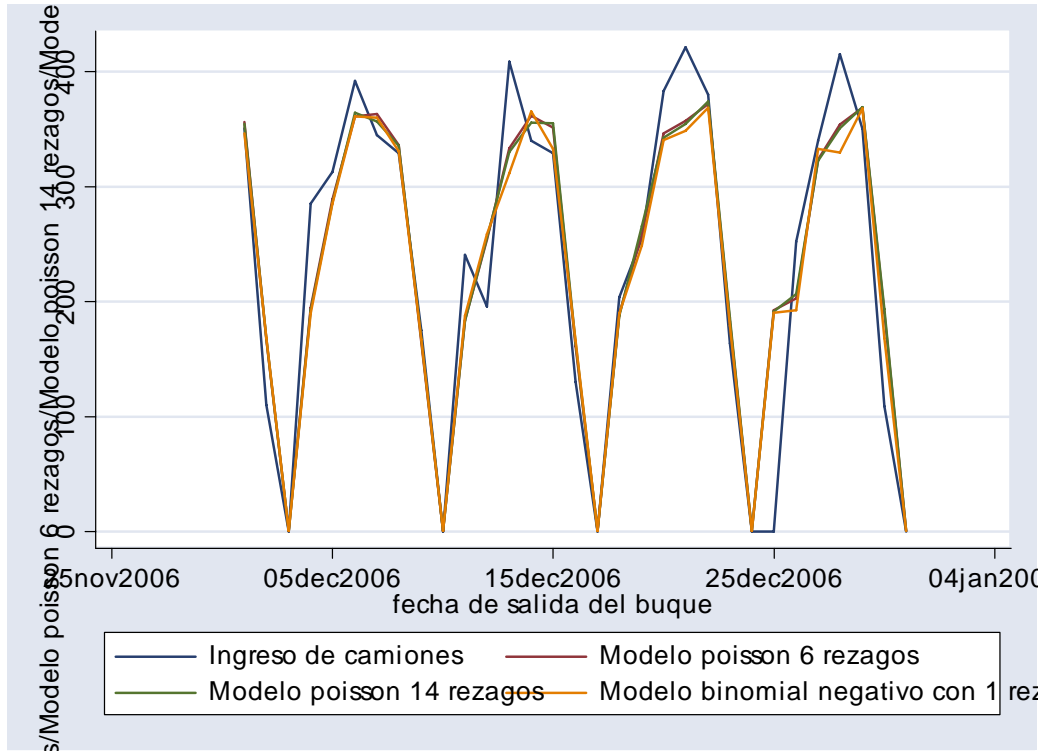
**Tabla 5 – Modelo de regresión de Poisson para salida de contenedores (5B)**

<b>Variable</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Std. Err</b>	<b>Z</b>	<b>P&gt; Z </b>	<b>[95% Conf. Interval*</b>	
Cga	0,0000712	0,0000164	4,36	0,000	0,0000392	0,0001033
Dga	-0,000054	0,0000142	-3,80	0,000	-0,000819	-0,0000262
Lun	4,883249	0,1009232	48,39	0,000	4,685443	5,081055
Mar	4,762421	0,102675	46,38	0,000	4,561182	4,96366
mie	4,711665	0,1025476	45,95	0,000	4,510675	4,912654
jue	4,731559	0,1029721	45,95	0,000	4,529737	4,93338
vie	4,706446	0,1033521	45,54	0,000	4,50388	4,909013
sab	3,619297	0,1015351	35,65	0,000	3,420292	3,818302
mesdum_1	-0,1168681	0,02301	-5,08	0,000	-0,1619667	-0,0717694
mesdum_2	-0,1343108	0,0197836	-6,79	0,000	-0,1730861	-0,0955356
mesdum_3	-0,0927364	0,0190086	-4,88	0,00	-0,1299926	-0,0554803
mesdum_4	-0,1295425	0,0198608	-6,52	0,00	-0,1684688	-0,0906161
mesdum_5	0,0445005	0,0180322	2,47	0,014	0,009158	0,0798429
mesdum_6	-0,1123733	0,0193007	-5,82	0,000	-0,1502019	-0,0745446
mesdum_7	0,0028092	0,0185999	0,15	0,880	-0,033646	0,0392644
mesdum_8	-0,1026054	0,019763	-5,35	0,000	-0,1401902	-0,0650206
mesdum_9	0,0517655	0,0181974	2,84	0,004	0,0160993	0,0874317
mesdum_10	0,0262653	0,0183254	1,43	0,152	-0,0096519	0,0621824
mesdum_11	0,1157367	0,0184866	6,26	0,000	0,0795036	0,1519698
dum3	<i>d</i>	0.4086495	-9,00	0,000	<i>ddd</i>	<i>DDD</i>
sal_1	0,0013018	0,000062	21,01	0,000	0,0011804	0,0014233
sal_2	-0,0001664	0,000064	-2,60	0,009	-0,0002918	-0,000041
sal_3	-0,0002986	0,0000656	-4,55	0,000	-0,0004272	-0,0001699
sal_4	-0,0003509	0,0000672	-5,22	0,000	-0,0004825	-0,0002192
sal_5	-0,0003256	0,0000701	-4,65	0,000	-0,000463	-0,0001883
sal_6	-0,0001475	0,0000668	-2,21	0,027	-0,0002784	-0,0000166
sal_7	-0,0003631	0,0000577	-6,29	0,000	-0,0004763	-0,00025
sal_14	-0,0002681	0,0000533	-5,03	0,000	-0,0003726	-0,0001636
_const	<i>a</i>	0,1043456	8,88	0,000	<i>aaa</i>	<i>AAA</i>

**Tabla 6 – Error cuadrático medio para modelos de estimación de salidas**

Modelo	Observaciones	ECM	Std. Dev.	Mínimo	Máximo
1A	365	3.872,468	9.926,127	0	80.269,77
1B	365	3.877,84	10.023,26	0	8.1671,2
2A	365	6.109,181	14.360,44	0	145.462,8
2B	365	6.089,335	14.396,71	0	148.230,6
3A	364	3.547,23	8.712,267	0	67.269,63
3B	364	3.540,816	8.822,698	0	73.522,56
4A	358	3.399,265	8.413,37	0	64.438,12
4B	358	3.397,905	8.510,895	0	61.892,14
5A	351	3.424,725	8.437,971	0	65.044,13
5B	351	3.421,17	8.551,594	0	61.903,93
6A	359	5.478,25	12.870,31	$2,27e^{-13}$	110.435,7
6B	359	5.517,662	13.439,5	$2,27e^{-13}$	107.727,3

**Figura 1 - Estimación del ingreso diario de carga contenedorizada (2)**



**Figura 2 - Estimación de la salida diaria de carga contenedorizada**

