

MODELOS GRÁFICOS: UNA APLICACIÓN AL ESTUDIO DEL GASTO DE CRUCERISTAS EN URUGUAY

Juan Gabriel Brida¹; Florencia Santiñaque²; and Bibiana Lanzilotta³

RESUMEN

Este trabajo introduce el uso de grafos en el análisis de los determinantes del gasto de los turistas y lo aplica al estudio del comportamiento de los pasajeros de cruceros que desembarcan en Uruguay en los puertos de Montevideo y Punta del Este. Este enfoque ofrece un abordaje alternativo a los usualmente empleados para analizar los determinantes del gasto turístico al introducir una representación gráfica que permite sintetizar y visualizar las relaciones entre el conjunto de variables que caracterizan a los turistas o grupos de turistas y los determinantes de su nivel de gasto. En particular, la metodología permite representar las relaciones de dependencia entre variables (entre nodos adyacentes) y las dependencias condicionadas (entre nodos que tiene algún tipo de conexión no directa). Para su aplicación se consideran datos individuales de las encuestas realizadas a cruceristas correspondiente a la temporada de cruceros noviembre 2014 a abril 2015 en Uruguay. Se estudia la existencia de dependencias de las variables gasto con otras variables que puedan ser de interés (sociodemográficas, de contexto, etc.). El ejercicio muestra que las variables que mejor explican el comportamiento de los visitantes son las vinculadas al puerto de desembarco y al gasto. Asimismo, los resultados muestran que las variables socioeconómicas no están vinculadas al gasto en forma directa.

Palabras clave: Modelos de grafos, Gasto crucerista, Uruguay

1. Introducción

El impacto económico de los flujos turísticos en la economía es a menudo significativa y actúa como motor de crecimiento económico. Con el fin de mejorar los efectos e impactos económicos de la visita de los turistas a un destino, se necesitan datos y herramientas apropiados para analizar los mercados y así dirigir la oferta del sector privado y planificar las acciones de los formuladores de políticas. En consecuencia, el tener buenos modelos analíticos para entender el comportamiento de los turistas es crucial para entender los determinantes del gasto para el consumidor-turista. En este contexto, la estadística y la econometría ofrecen herramientas valiosas para el estudio de las relaciones entre el gasto turístico y las características de los consumidores.

El análisis y la interpretación de elementos tales como la elasticidad de la demanda o el gasto medio de los turistas asociado con características específicas, pueden proporcionar información valiosa para el desarrollo de la economía del turismo. Sin embargo, los trabajos académicos que analizan los determinantes del gasto turístico a nivel individual (microeconómicos) han sido relativamente menos que los que estudian la demanda agregada (macroeconómicos), considerado tanto el número de contribuciones, y la heterogeneidad de los métodos estadísticos y modelos econométricos se aplican (Brida & Scuderi, 2013; Wang

¹ Grupo de Investigación en Dinámica Económica, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay. Email: juangabrielbrida@unibz.it

² Grupo de Investigación en Dinámica Económica, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay. Email: florsanmes@gmail.com

³ Grupo de Investigación en Dinámica Económica, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay. Email: bibiana@iecon.ccee.edu.uy

& Davidson, 2010). Usualmente estos trabajos han utilizado regresiones a los efectos de cuantificar la significatividad e impacto de cada regresor en la variable de respuesta. Este trabajo contribuye a la rama de la literatura acerca de los determinantes del gasto turístico, introduciendo una manera diferente y un enfoque complementario a las regresiones clásicas para estudiar el gasto de los pasajeros de cruceros que desembarcan en Uruguay en los puertos de Montevideo y Punta del Este.

La literatura en economía del turismo ha puesto creciente interés en el análisis del turismo de cruceros. Ello responde en buena medida a la acelerada expansión de este tipo de turismo a nivel mundial en los últimos 15 años, crecimiento que ha conducido a que se constituyera en uno de los más dinámicos dentro del turismo. Para 2015, de acuerdo a la información de la FCCA (Florida-Caribbean Cruise Association) el número de cruceristas habría alcanzado a 23 millones. Uruguay no ha sido ajeno a esta dinámica. Aun cuando el turismo de cruceros representa una proporción reducida del turismo receptivo total (12% en 2014, según el Anuario Estadístico del Ministerio de Turismo 2015), la cantidad de personas arribadas ha aumentado significativamente en la última década.⁴ Éstas han pasado de algo más de 56 mil (en la temporada 2004-2005) a más de 400 mil en las temporadas 2011-2012 y 2012-2013. Y si bien en las últimas temporadas los visitantes se redujeron, continuaron superando holgadamente los 300 mil.

La industria de cruceros posee efectos de distinto signo sobre los países y economías de destino (Brida et al. 2010). Los beneficios se vinculan principalmente al gasto que realizan los pasajeros y tripulantes en el destino de desembarco, así como a la demanda de servicios de navegación y portuarios, todo lo cual dinamiza el empleo local, incentiva inversiones asociadas a los servicios portuarios y turísticos y genera aumento de recaudación. Como sector transable e internacionalmente competitivo, potencialmente puede generar externalidades positivas. Entre otras que mencionan (Dwyer & Forsyth, 1998) se encuentran mejoras en los estándares ambientales, seguridad, amenidades turísticas, transporte, así como la posibilidad de mejoras en términos de intercambio, aprovechamiento de economías de escala, etc.

El puerto de desembarco incide en el impacto económico que el crucero tenga sobre la región. En un puerto de escala (aquel donde los pasajeros desembarcan temporalmente) el gasto de los turistas se circunscribe paseos, tours, compras, alimentación. En el caso de los puertos de embarque el impacto del crucerismo puede ser mayor ya que por ejemplo incluye gastos de alojamiento lo cual es en general uno de los rubros de gasto turístico más importante (Brida et al, 2014). En Uruguay, los puertos que reciben cruceros son ambos puertos de escala, siendo el principal, Montevideo. En su gran mayoría los visitantes cruceristas son de nacionalidad brasileña, siguiéndole los argentinos en importancia. También tienen una participación significativa aquellos de nacionalidad europea y norteamericana. El gasto de los cruceristas que descienden del buque se dirige principalmente a compras o servicios gastronómicos (44% o 33%, según el Anuario Estadístico de Turismo 2015), no incluyendo en ningún caso el rubro alojamiento dada la condición de puertos de escala de Montevideo y Punta del Este.

La dinámica del gasto turístico general y de cruceros en particular, así como de sus determinantes ha sido analizada desde diversos puntos de vista y enfoques. Desde un punto de vista macroeconómico, se lo ha analizado principalmente asociado al impacto que esta

⁴ En rigor dicho aumento no ha sido sostenido. En las últimas dos temporadas de cruceros se ha notado un descenso en la cantidad de buques arribados al puerto de Punta del Este lo que ha ocasionado una cierta retracción en el gasto y los turistas desde el máximo experimentado en la temporada 2012-2013.

actividad tiene sobre el país de destino (Dwyer & Forsyth, 1998; Seidl et al., 2006; Brida & Zapata, S., 2010).

Desde un punto de vista microeconómico, se ha indagado en los determinantes del gasto turístico y específicamente de cruceros desde esquemas empíricos y econométricos diversos (Henthorne, 2000; Morrison et al., 1996; Seidl et al., 2007; Brida et al., 2010; Brida et al., 2012; Brida et al., 2014; Brida & Scuderi, 2013, entre otros). Específicamente para Uruguay, Risso (2012) y Brida et al (2010), analizan el gasto de los cruceristas desde un punto de vista microeconómico. Risso (2012), se centra en el estudio de las temporadas 2008 a 2010, aplicando un modelo de selección de Heckman con el objetivo de determinar las variables que explican los diferentes tipos de gastos e identificar los factores que inciden favorablemente (o desfavorablemente) en el gasto. Brida et al. (2010) aplican modelos Tobit y Probit para estimar el efecto de distintas variables en el monto y la probabilidad de gasto en varias categorías (o rubros). Muestran que el tamaño del grupo con el que viajan los cruceristas, así como la movilidad que estos tienen dentro del país, son variables importantes para explicar su patrón de gasto.

Este trabajo se basa en la metodología propuesta en Abbruzzo et al. (2014) para el análisis del gasto de los turistas internacionales en Uruguay y tiene como objetivo estudiar el comportamiento de consumo de los cruceristas, a partir de un enfoque metodológico alternativo al de sus antecedentes locales. Este enfoque metodológico está basado en la teoría de grafos. Mediante esta metodología se identifican y analizan las variables que inciden en el gasto de los cruceristas, visualizando a las mismas desde una perspectiva de red (Edwards, 2000; Jackson 2008, Lauritzen, 1996; Whittaker, 1990). Para su aplicación se consideran datos individuales de la encuesta realizada a cruceristas por parte del Ministerio de Turismo correspondiente a la temporada de cruceros que se extiende entre noviembre 2014 y abril 2015.

En lo que sigue se explica con mayor profundidad esta metodología, y se describen los datos. A continuación, se presentan los resultados, y por último se comentan las principales conclusiones.

2. Estrategia empírica. Metodología

La metodología empírica se basa en la teoría de grafos. Los modelos de grafos permiten identificar relaciones entre el conjunto de variables que caracterizan a los turistas o grupos de turistas y los determinantes de su nivel de gasto. En este sentido, es posible obtener una simplificación gráfica tanto de relaciones de dependencia entre variables (entre nodos adyacentes) así como también dependencias condicionadas entre nodos que tiene algún tipo de conexión no directa. Es así que los modelos de grafos tienen la ventaja de sintetizar y permitir visualizar las relaciones que se producen dentro de grandes conjuntos de variables aleatorias, a través de una salida fácil de interpretar (Abbruzzo et al., 2014).

Generalmente para estudiar asociaciones o interacciones entre dos o más variables categóricas representadas mediante tablas de contingencia suelen aplicarse modelos log-lineales. Los modelos log-lineales se usan para analizar la relación entre dos o más variables categóricas, sin realizar distinción de variables independientes y dependientes (todas las variables se consideran variables respuesta).

La estrategia básica en el modelado consiste en ajustar un modelo a las frecuencias observadas de la tabla de contingencia. Los modelos representan las probabilidades conjuntas mediante frecuencias esperadas.

Sean tres variables aleatorias categóricas (X, Y, Z), cuyas frecuencias observadas se pueden representar en una tabla de contingencia tridimensionales de I x J x K. Entonces el modelo saturado (ajuste perfecto) puede representarse como:

$$\log(\mu_{ijk}) = \theta + \theta_i^X + \theta_j^Y + \theta_k^Z + \theta_{ij}^{XY} + \theta_{ik}^{XZ} + \theta_{jk}^{YZ} + \theta_{ijk}^{XYZ}$$

En este modelo todas las variables son condicionalmente dependientes.

Este tipo de modelos admite representación mediante grafos. Un grafo es un conjunto finito de vértices o nodos (V) y aristas o conexiones (E) denotados como $G = (V, E)$. Cada nodo representa las variables aleatorias involucradas en el modelo, mientras que las aristas representan las interacciones entre términos del modelo. Dicho de otra forma un grafo representa gráficamente la interacción entre un conjunto de variables, mostrando como ciertos modelos probabilísticos pueden factorizarse en distribuciones probabilísticas marginales más simples. Los modelos probabilísticos que admiten una factorización completa se denominan modelos descomponibles. Un modelo de probabilidad será descomponible cuando pueda expresarse como el producto de varios factores (modelos probabilísticos condicionados sobre la distribución conjunta). En estos casos la estimación de parámetros se simplifica significativamente.

En un grafo el término de interacción θ_{ij}^{XY} del modelo anteriormente descrito, se representa como un par de nodos adyacentes (es decir existe una arista que une los nodos o variables X e Y). Es decir que la presencia de conexiones entre pares de variables indica una dependencia entre dichas variables condicionada al resto. En cambio, un par de variables no adyacentes en el grafo reflejan una relación de independencia condicional al resto de las variables. Esta propiedad se conoce como propiedad de Markov para pares de variables). Además condicionado solo sobre las variables adyacentes, cualquier variable es independiente de todas las restantes (conocido como la propiedad local de Markov) (Hojsgaard et al. 2012, Cap 1). Si un subconjunto de variables cualesquiera se ven separadas por una tercera variable, entonces se dicen que presentan una relación de independencia condicional sobre esta tercera variable. En resumen, los modelos de grafos resultan útiles a la hora de encontrar tanto dependencias condicionales entre variables (reflejado por la presencia de nodos adyacentes) como independencias condicionadas (nodos no adyacentes).

Una de las principales dificultades frente al estudio de tablas de contingencia múltiples, es encontrar el mejor modelo que ajuste a los datos. En este sentido los grafos representan una ventaja por su representación e interpretación gráfica y es parte del objetivo del presente trabajo.

Los tipos de grafos que representan las interacciones entre variables mencionadas anteriormente se denominan grafos de “independencia condicional”. En particular se estudiará la formación de bosques y árboles. Los bosques son grafos no dirigidos y acíclicos formado por una unión disjunta de componentes conexos. Dichos componentes son denominados árboles. En particular la ausencia de dirección indica que no se podrá establecer relaciones de causalidad entre variables solo se podrá visualizar si las variables poseen algún tipo de relación de dependencia condicional.

En general si $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ es la distribución de probabilidad conjunta de n variables aleatorias (siendo x_i una variable aleatoria discreta), encontrar el árbol de independencia

condicional óptimo consiste realizar una búsqueda “greedy” de entre n^{n-2} árboles con n vértices. Para resolver de forma eficiente dicha debilidad, Chow & Liu (1968) describen un algoritmo de búsqueda del árbol de expansión mínima utilizando el algoritmo de Kruskal (1956). Dicho algoritmo consiste en ir agregando nodos al grafo de forma que se optimice algún tipo de ponderador y que no se formen ciclos. Edwards et al., (2010) describen un algoritmo para la obtención del árbol de expansión mínima que surge de considerar el “Criterio de información Bayesiano” (BIC) como los pesos/ponderadores de cada arista del grafo. Bajo dicho criterio, el algoritmo devuelve un bosque de expansión mínima. El ponderador BIC puede escribirse como sigue:

$$BIC(E) = -2.Ln(\hat{L}) + k.Ln(n)$$

Siendo E la arista a seleccionar, \hat{L} es el máximo de la función de verosimilitud del modelo agregando la arista correspondiente, k la cantidad de parámetros libres a estimar y n representa el tamaño de muestra. Dicho indicador, por un lado busca maximizar la función verosimilitud del modelo, pero por otro lado penaliza la inclusión de un mayor número de parámetros a estimar. Foygel & Drton (2010) demuestran que minimizar el BIC equivale a encontrar el árbol de expansión mínima.

A continuación se desarrolla el algoritmo de búsqueda del bosque óptimo: se ordena de forma decreciente las aristas según los ponderadores mencionados anteriormente y se comienza a construir el árbol graficando los dos nodos que con el valor óptimo del ponderador seleccionado (mayor dependencia condicional). En cada paso se agregará aquella arista que produzca un mayor decremento de la función BIC y que no forme un ciclo respecto del conjunto de variables seleccionadas previamente. (Hojsgaard et. al 2012, Cap 7). El algoritmo podría resumirse en los siguientes pasos:

- 1) Se calcula el BIC para todas las aristas posibles (para todos los pares de variables $n(n-1)/2$).
- 2) Se selecciona la arista que optimiza el valor BIC del modelo, y se remueve de la lista de posibles aristas a seleccionar.
- 3) Si no hay más aristas, parar.
- 4) Testear el conjunto de aristas que no formen un ciclo con el grafo anteriormente construido y volver al paso 2.

En una segunda etapa se procede a aumentar el número de aristas con el fin de obtener una representación más completa de las relaciones entre las variables, ver Chickering, Heckerman & Meek (1997).

Otra ventaja que aportan los modelos de grafos, es que si se tiene en cuenta que un bosque que tiene n vértices y k aristas tiene $n-k$ componentes conexos (árboles), Chow & Liu (1968), entonces un grafo que cuente con estas características puede dar la pauta de la existencia de grupos o cluster. Dicha información puede ser utilizada como insumo para determinar la cantidad de grupos a priori que determinados análisis multivariantes como ser análisis de cluster *k-means* ó *PAM* entre otros, requieren.

Para la implementación de las funciones mencionadas anteriormente se utilizaron la función *minForest* y *stepw* del paquete *gRapHD* del programa R.

3. Datos

Los datos sobre los cuales se aplica el método anteriormente descrito corresponden a la Encuesta de Cruceros correspondiente a la temporada 2014-2015. Su diseño muestral fue realizado en base a dos muestras independientes, una para Montevideo y otra para Punta del Este (MinTur, 2015), con un total de 3275 encuestas. En el primer puerto se realizaron 1927 entrevistas en 51 buques (arribaron 108 en total) mientras que en Punta del Este se realizaron 1348 entrevistas en 35 buques (de un total de 64 que arribaron).

La encuesta de cruceristas releva una serie de características de cada uno de los turistas que desciende del crucero, así como del grupo de pertenencia. También releva un conjunto de variables vinculadas a las actividades que cruceristas desarrollan en su desembarco, a variables de gusto asociados a la experiencia turística, gastronómica, de compras y naturalmente consulta acerca del gasto efectuado. En la Tabla 1 se presentan las variables empleadas en la aplicación empírica, su denominación, descripción y valores.

Tabla 1. Variables empleadas en la estimación de grafos

Denominación	Descripción	Tipo	Valores
<i>Variables de gasto</i>			
TourEx	Gasto en tours	Cualitativa	Cero gasto, Poco gasto, Medio gasto, Alto gasto
AlimEx	Gasto en alimentación	Cualitativa	Cero gasto, Poco gasto, Medio gasto, Alto gasto
ShoppEx	Gasto shopping	Cualitativa	Cero gasto, Poco gasto, Medio gasto, Alto gasto
TranEx	Gasto en Transporte	Cualitativa	Cero gasto, Poco gasto, Medio gasto, Alto gasto
RestoEx	Gasto en Resto	Cualitativa	Cero gasto, Poco gasto, Medio gasto, Alto gasto
TotEx	Total Gasto	Cualitativa	Cero gasto, Poco gasto, Medio gasto, Alto gasto
<i>Variables socio-económicas</i>			
Res	Residencia	Cualitativa	Argentina, Brasil, USA y Canadá, Europa y otros, Resto América Latina
Occ	Ocupación	Cualitativa	Cruceristas, Tripulantes
<i>Variables de viaje</i>			
Nvis	Asiduidad del viaje	Cualitativa	"Primera vez" (0) ; "Poco Leal" (1,2); "Leal" (3,4); "Muy Leal" (5)
Puerto	Puerto	Cualitativa	Montevideo; Punta del

VisitMtdo	Visitó Montevideo	Dicotómica	Este Si/No
Visitpta	Visitó Punta del Este	Dicotómica	Si/No
VisitCol	Visitó Colonia	Dicotómica	Si/No
VisitOtros	Visitó Otros	Dicotómica	Si/No
Tipología de grupo			
Totpersonas	Total personas grupo	Cualitativa	Solo, En pareja, Más de 2 personas en el grupo
TipoGrupo ^a	Tipo de grupo	Cualitativa	Mixto, solo Mujeres, solo Hombres
Variables de gusto y desagrado			
GustaTodo /GustaCueros/GustaEdif/ GustaPaisaje/GustaHigiene/GustaPrecios GustaMtdo/GustaMercPuerto/GustaVinos GustaTiendas/GustaGente/GustaCasapueblo GustaCiudadVieja/GustaOrganizacion/GustaDedos GustaTranq/GustaPlaya/GustaComida GustaCasino/GustaPunta/GustaNada/GustaOtros DesagradSD/DesagradPrecios/DesagradNoTarjeta DesagradInseg/DesagradTaxis/DesagradTransito DesagradAtencion/DesagradPobreza DesagradNoTiendas/DesagradDeterioro DesagradNoBanios/DesagradGrafitti DesagradNoTaxis/DesagradPlaySuc/DesagradHigiene DesagradfaltaServPlaya/DesagradSenias DesagradTipoCambio/DesagradNada DesagradInfraest /DesagradFaltaEspect		Dicotómicas	Si/No

Fuente: Elaboración propia

4. Resultados empíricos

Como marco introductorio e interpretativo de los resultados, previamente se presenta una breve descriptiva de las principales características socio-demográficas y de comportamiento de los cruceristas arribados durante la temporada 2014-2015.

Como se indicó antes, más de 330 mil personas desembarcaron de los 172 buques que arribaron a Uruguay en la temporada que se estudia. De ellas, más de 200 mil lo hicieron en el puerto de Montevideo. En ambos puertos, aproximadamente 70% de las personas embarcadas descendieron, de las cuales 35% aproximadamente era brasileñas. Las nacionalidades argentinas, europeas y norteamericanas le siguieron en importancia. La Tabla 2 resume algunas de estas estadísticas.

Tabla 2. Indicadores de gasto, socio-demográficos y de gusto de cruceristas.

Temporada de cruceros 2014-2015				
	Buques	Personas desemb.	Gasto (USD corr.)	Gasto per cápita
Montevideo	108	201085	722269	35.9
Punta del Este	64	131033	372078	28.4

Total	172	332118	109434	33.0
			0	
			70	
Puerto de desembarco				
Nacionalidades	Montevideo		Punta del Este	
	Personas	Gasto medio (USD)	Personas	Gasto medio (USD)
Norteamericanos	17638	37.1	12729	45.3
Otros América	2901	49.7	2740	34.8
Chilenos	1849	201.3	1921	27.6
Europeos	20683	34	6397	37.2
Otros	3188	28.8	1813	42.5
Brasileños	117610	39.3	70014	28.2
Argentinos	37216	18.3	35419	18.8
Agrado/desagrado	Montevideo		Punta del Este	
	Agrado	Desagrado	Agrado	Desagrado
Todo	23.0%		25.0%	
Nada		63.4%		75.1%
Tranquilidad, seguridad.	9.4%	1.5%	7.0%	
Higiene		1.7%	10.0%	
Gente, cordialidad, atención	25.1%		13.0%	1.0%
Playa, rambla, costa	14.4%		19.0%	
Otros	28.4%		26.0%	6.3%
Precios/Tipo de Cambio		12.6%		16.7%
Señalización tránsito				0.9%

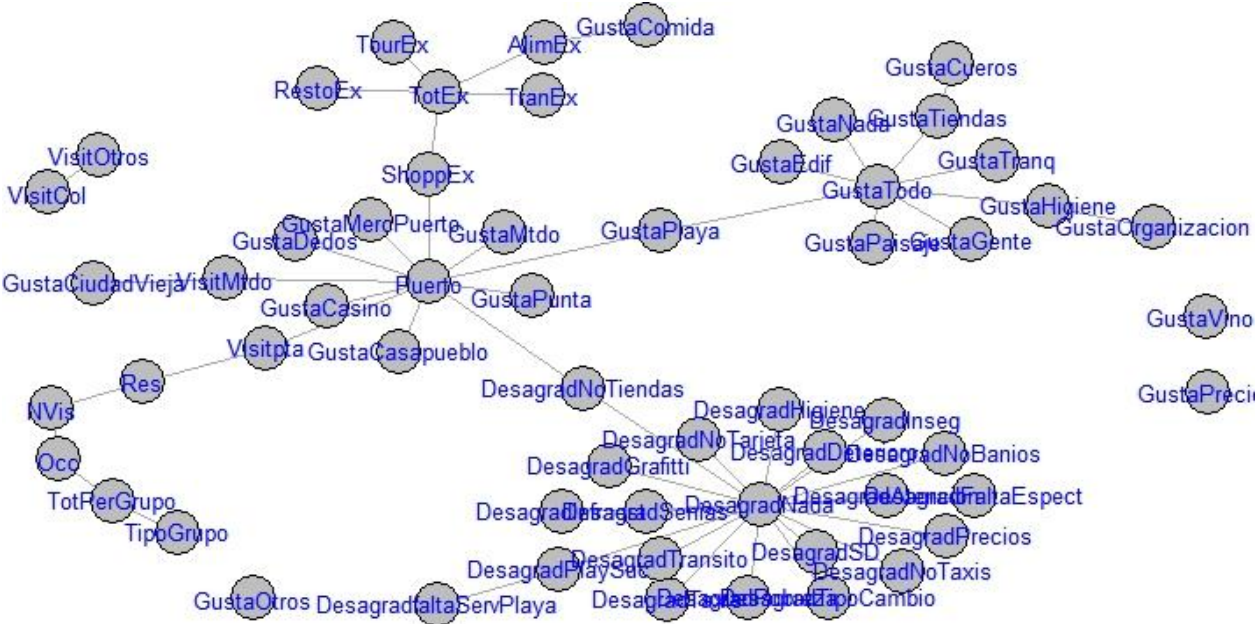
Fuente: Anuario Estadístico MinTur 2015.

Un elemento que caracterizó a esta temporada es que el gasto descendió significativamente respecto de las temporadas previas (medido en dólares corrientes cayó aproximadamente 40% y en moneda nacional a precios constantes, 39%). Probablemente el deterioro de la situación macroeconómica regional, en particular en Brasil, haya sido determinante en la explicación de esa caída. En ese contexto, en términos de gasto per cápita las nacionalidades del resto de América del Sur mostraron un nivel gasto muy por encima del promedio, destacándose especialmente los chilenos. Como sucede en otras temporadas el principal rubro de gasto fue Compras y en segundo lugar Alimentación.

Las variables que recogen la percepción de los visitantes, variables de gusto y disgusto, presentan algunas tendencias comunes y otras disímiles entre los lugares de desembarco. Si bien hay pequeñas diferencias en los porcentajes, es común el agrado total o el nulo desagrado, así como el agrado por playas, rambla o costa y el desagrado por precios o tipo de cambio. En las variables de gusto por la atención, la gente o cordialidad las diferencias a favor

de Montevideo son notorias. Lo contrario sucede con la higiene, en donde el agrado es nulo en Montevideo y positivo en Punta del Este.

La elaboración de los grafos se efectuó en una primera instancia sin considerar el vecindario (es decir, nodos cercanos) a la variable de interés. Como resultado se obtuvo un bosque o grafo acíclico no dirigido que se presenta en la Figura 1.



Fuente: Elaboración propia. **Figura 1. Bosque de mínimo BIC**

Como puede apreciarse este es un grafo que posee tantos nodos como variables y no todas ellas se conectan directamente. Es el caso de las variables Gusta Precios, Visitó Colonia u Otros, Gusta Vino y Gusta Otros. De acuerdo con estos resultados, las variables centrales o que concentran mayor cantidad de nodos a su alrededor son el Total de Gastos (TotEx), Puerto, la variable de agrado total (Gusta Todo) y la de desagrado nulo (DesagradNada). Esta centralidad muestra dos puntos importantes, por un lado la importancia de estas variables por su conexión con las demás y por otro lado indican las relaciones más fuertes de dependencias condicionadas con otras variables (nodos adyacentes). En la tabla a continuación se presentan las primeras cinco aristas que se graficaron según el algoritmo detallado anteriormente:

Tabla 3. Primeros cinco pasos del algoritmo

	Variable 1	Variable 2	BIC
Paso 1	ShoppEx	TotEx	3.410,39
Paso 2	Puerto	VisitMdeo	3.277,25
Paso 3	Puerto	VisitPta	2.858,45
Paso 4	AlimEx	TotEx	1.280,04
Paso 5	TotPerGrupo	TipoGrupo	1.234,22

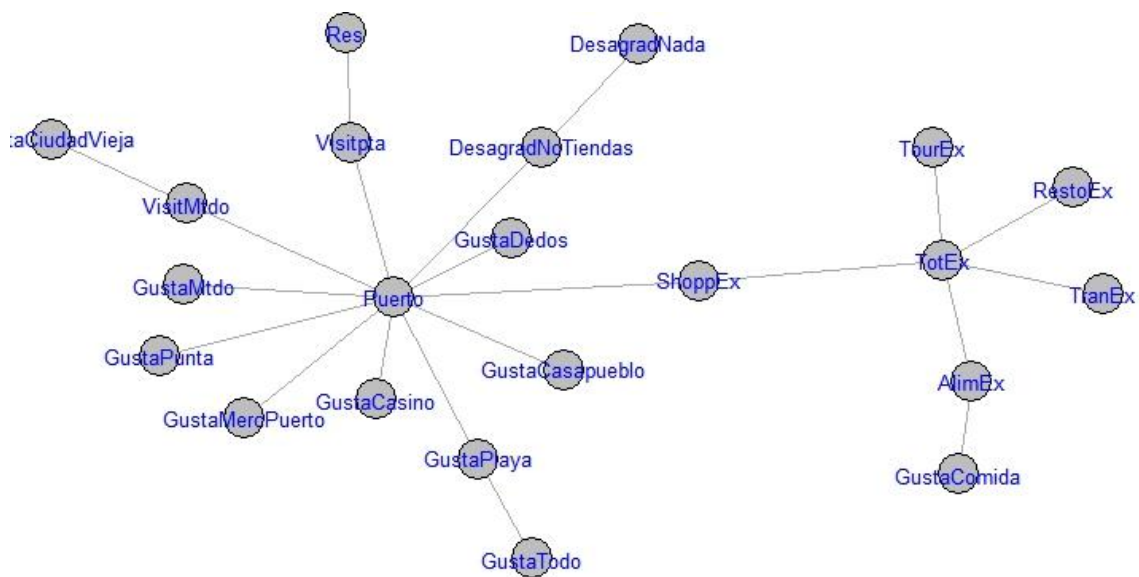
Fuente: Elaboración propia.

Según Tabla 3 se puede apreciar que las dependencias condicionales más fuertes encontradas fueron entre las variables de Gasto (gasto de Shopping y gasto Total) con un peso igual a 3.410,39. El algoritmo comenzó graficando dicha arista que conecta ambos nodos. Seguidamente se graficaron las aristas que conecta la variable Puerto con las variable relacionada la visita por la ciudad de Montevideo y Punta del Este, respectivamente. En el quinto paso del algoritmo, se unieron las variables de gasto (gasto de alimentación y gasto total). En cada paso el algoritmo chequea que no se forme un ciclo con el grafo seleccionado previamente.

También debe destacarse que la ausencia de ciertas conexiones entre nodos en el gráfico estaría indicando una relación de independencia condicional entre variables. Por ejemplo, esto es lo que ocurre entre la variable Gasto de Shopping (ShoppEx) y la variable Gusto por Punta del Este (GustaPunta). Dichas variables se encuentran unidas por la variable Puerto indicando en este caso la existencia de una relación de independencia entre ambas, condicional al Puerto de desembarque.

Otra ventaja de los grafos, es que se puede visualizar la posible existencia de “clusters” asociados a determinadas variables, como se ve reflejado en el entorno de las variables Puerto, Gusta Todo y Desagrada Nada, que, como ya se mencionó, son algunas de las variables que toman importancia dado su conexión con las demás.

Asimismo, se estimó un segundo grafo (bosque) tomando en cuenta las conexiones con el vecindario o los nodos cercanos a la variable Total de gasto (TotEx). El vecindario se delimita según aquellos nodos que se encuentran condicionalmente asociados en no más de 4 aristas, lográndose una representación más compacta respecto de las variables de interés (Figura 2).



Fuente: Elaboración propia

Figura 2. Bosque de mínimo BIC según vecindario más cercano a Total de Gasto

En la Tabla 4 se presentan cinco medidas alternativas de centralidad o cercanía para caracterizar el bosque de mínimo BIC según vecindario más cercano a Total de gasto (Figura 2).

grupo y percepción) a través de la variable Puerto (mediante su vínculo con gasto en Shopping).

En torno a la variable Puerto se sitúan variables de comportamiento del crucerista y del grupo, como por ejemplo, Visita a Montevideo o a Punta del Este. También se hallan conectados a este nodo las variables de percepción: Gusto (Gusta Playa, Mdeo, Casa Pueblo, Punta del Este, Casino, etc) y de Disgusto por insuficiente oferta de tiendas. Conectado con el nodo Visita a Punta del Este (Figura 1), a través del indicador de N° de visitas, se hallan la mayor cantidad de variables que caracterizan al grupo en nacionalidad, ocupación, tamaño, tipo y, asociadas entre sí en ese orden. No obstante, todas ellas se encuentran relativamente alejadas del nodo central al que estarían asociadas (Puerto) y de hecho desaparecen al calcularse el bosque con criterios más restrictivos en cuanto a cercanía o vecindario.

Los resultados hallados no coinciden completamente con lo que hallaron Brida et al (2013) para las temporadas 2008-2009 y 2009-2010 mediante la aplicación de otras metodologías (estimación de modelos Tobit y Probit). En ese caso características del grupo como su tamaño o su movilidad tenían un efecto importante en el nivel y probabilidad de gasto. No obstante, en Abbruzzo et al (2014), donde se aplican técnicas similares para estudiar en el gasto de los turistas en Uruguay (ya no de cruceros) los resultados coinciden con los hallados en este trabajo en cuanto a la contribución marginal de las variables socio-demográficas de los visitantes en la explicación del gasto.

5. Conclusiones

En este trabajo se introdujo el uso de modelos gráficos en el estudio de los determinantes del gasto turístico. Como aplicación empírica de esta metodología, se consideran datos individuales de las encuestas realizadas a cruceristas correspondiente a la temporada de cruceros noviembre 2014 a abril 2015 en Uruguay. Como muestra la revisión bibliográfica, Brida & Scuderi (2013), los trabajos estadístico - econométricos anteriores al presente se acercaron a este problema mediante la aplicación de modelos econométricos clásicos. El enfoque de los modelos gráficos comprende un amplio conjunto de metodologías que ofrecen varias ventajas en términos de su uso y de la interpretación de los resultados. Son adecuados para resumir las interrelaciones dentro de grandes conjuntos de variables aleatorias, como es el caso de la encuesta para los cruceristas de Uruguay. Proporcionan resultados fácilmente interpretables incluso en presencia de relaciones no lineales entre las variables. La metodología es particularmente útil para la construcción de mapas conceptuales basadas en datos, con el fin de visualizar los complejos vínculos que ocurren dentro de un conjunto de variables.

En comparación con los modelos econométricos clásicos, que pueden ser muy útiles para otros objetivos, los modelos gráficos ofrecen información útil y complementaria, que puede ser utilizada para la selección del modelo econométrico. Los grafos pueden ser utilizados para analizar la existencia de relaciones simétricas y asimétricas. Por otra parte, a partir del grafo de independencia condicional, uno puede darse cuenta si dos o más variables están vinculadas directamente, o más bien si su conexión depende de alguna manera de otros elementos. Esto puede ser de ayuda tanto para los investigadores y académicos como para los operadores del mercado turístico. El comprobar que una relación se produce “por medio de” ciertos elementos en lugar de ser “directa” puede tener profundas implicaciones sobre las acciones a tomar hacia los conductores de una variable de respuesta. La estructura de enlaces hace que sea posible identificar aquellos elementos que son cruciales en el gobierno de las interrelaciones dentro de un conjunto de nodos. Esto se verifica por el hecho de que en

algunas redes los nodos asumen una posición central con respecto a los demás. Esto ocurre para las variables Total de Gastos, Puerto, las variables de agrado total y la de desagrado nulo.

Esta investigación puede proseguir mediante la comparación de esta metodología con otras que se utilizan a la hora de agrupar variables como son el Análisis de Componentes Principales o el Análisis de Clústeres de Variables. Asimismo, la metodología deja el terreno preparado para poder hacer regresiones a los efectos de cuantificar la significatividad e impacto de las variables identificadas por el modelo en el gasto del turista. Finalmente, y en el caso específico del estudio del gasto de los cruceristas en Uruguay, visto que se cuenta con datos uniformes para diversas temporadas se podría analizar cada temporada con la metodología y estudiar la evolución de los determinantes del gasto.

Bibliografía

- Abbruzzo, a., Brida, J. G. & Scuderi, R., (2014). “Determinants of individual tourist expenditure as a network: Empirical findings from Uruguay”. *Tourism Management*, 43, 36 – 45.
- Brida, J., G., Bukstein, D. & Tealde, E. (2013). “Exploring cruise ship passengers’ spending patterns in two Uruguayan ports of call”. *Current Issues in Tourism*, DOI: 10.1080/13683500.2013.861391
- Brida, J., G., Bukstein, D., Garrido, N., Tealde, E & Zapata-Aguirre, S. (2010). “Cruise passengers expenditure in the Caribbean port of call Cartagena de Indias: A cross-section data analysis”. *Estudios y Perspectivas de Turismo*, 19, 607-634.
- Brida, J., G., Fasone, V., Scuderi, R. & Zapata-Aguirre, S. (2014). “ClustOfVar and the segmentation of cruise passengers from mixed data: some managerial implications”. *Knowledge-Based Systems* 70: 128–136.
- Brida, J.G., Garrido, N. & Such Devesa, M.J. (2012). “Cruise passengers satisfaction: Cartagena de Indias”. *Benchmarking: An International Journal*, 19(1), 55-69.
- Brida, J., G., Pulina, M., Riaño, E. & Zapata-Aguirre, S. (2012). Cruise passenger’s experience embarking in a Caribbean Home Port. *Ocean and Coastal Management*, 55, 135-145.
- Brida, J.G. & Scuderi, R. (2013). “Determinants of tourist expenditure: A review of microeconomic models”. *Tourism Management Perspectives*, 6, 28-40.
- Brida, J.G., Scuderi, R. & Seijas, M.N. (2014). “Segmenting cruise passengers visiting Uruguay: a factor-cluster analysis”. *International Journal of Tourism Research*, 16, 209–222.
- Brida, J.G. & Zapata-Aguirre, S. (2010). “Cruise tourism: economic, socio-cultural and environmental impacts”. *International Journal Leisure and Tourism Marketing*, 1 (3).
- Chickering, D., Heckerman, D., & Meek, C. (1997). A Bayesian approach to learning Bayesian networks with local structure. In *Proceedings of the thirteenth conference on uncertainty in artificial intelligence* (pp. 80e89). San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Chow, C., & Liu, C. (1968). Approximating discrete probability distributions with dependence trees. *IEEE Transactions on Information Theory*, 14(3), 462e467.
- Dwyer, L. & Forsyth, P. (1998). “Economic significance of cruise tourism”. *Annals of Tourism Research*, 25 (2), 393–415.
- Edwards D, de Abreu GCG, Labouriau R (2010) “Selecting high-dimensional mixed graphical models using minimal AIC or BIC forests”. *BMC Bioinform* 11:18
- Edwards, D. (2000). “Introduction to graphical modeling”. Springer.
- Foygel, R., Drton, M. (2010). “Extended Bayesian Information Criteria for Gaussian Graphical Models”. *Advances in Neural Information Processing Systems* 23 (NIPS 2010).

- Henthorne, T.L. (2000). “An Analysis of Expenditures by Cruise Ship Passengers in Jamaica”. *Journal of Travel Research* 38(3), 246-250. DOI: 10.1177/004728750003800306.
- Hojsgaard, S., Edwards, D., & Lauritzen, S. (2012). *Graphical models with R*. Springer Verlag.
- Jackson, M. (2008). *Social and Economic Networks*. Princeton University Press
- Kruskal, J. (1956). *On the shortest spanning subtree of a graph and the traveling salesman problem*. *Proceedings of the American Mathematical Society*, 7(1), 48e 50.
- Lauritzen, S. (1996). *Graphical models* (Vol. 17). USA: Oxford University Press.
- Ministerio de Turismo (2016). *Anuario Estadístico. Área de Investigación y Estadísticas*. Ministerio de Turismo, Uruguay.
- Ministerio de Turismo (2015). “Temporada de Cruceros 2104-2015”. Ministerio de Turismo, Uruguay.
- Morrison, A. M., Chunghui, C., O’leary, J. T. & Nadkarni, N. (1996). “Comparative profiles of travelers on cruises and land-based resort vacations”. *Journal of Tourism Studies*, 7(2), 15 – 27.
- Risso, W. A. (2012). “El gasto de los cruceristas en Uruguay 2008 – 2010. *Revista de Turismo y Patrimonio*, 10 (3), 393 – 406
- Seidl, A., Guiliano, F. & Pratt, L. (2006). “Cruise tourism and community economic development in Central America and the Caribbean: The case of Costa Rica”. *Revista de Turismo y Patrimonio Cultural*, 4 (2), 213 – 224.
- Seidl, A., Guiliano, F. & Pratt, L. (2007). “Cruising for colones: cruise tourism economics in Costa Rica”. *Tourism Economics*, 13(1), 67–85.
- Wang, Y., & Davidson, M. (2010). “A review of micro-analyses of tourist expenditure”. *Current Issues in Tourism*, 13(6), 507e524
- Whittaker, J. (1990). *Graphical models in applied multivariate statistics* (Vol. 16). New York: Wiley.