

Modelos de interacción espacial y migración interna en Uruguay

Guillermo D'Angelo

Abril 2021

Índice

1	Fundamentación	4
2	Planteo del problema y pregunta de investigación	6
2.1	Objetivos	6
3	Marco teórico y antecedentes	7
3.1	Introducción a las teorías migratorias	7
3.2	La migración interna en Uruguay	8
3.3	Modelos de interacción espacial y migraciones	9
4	Marco metodológico	14
4.1	Fuentes de información	14
4.2	Factores asociados a las migraciones internas	15
5	Análisis exploratorio de datos	16
5.1	Estructura de la población	19
5.1.1	Distribución por sexo	19
5.1.2	Composición por edades	20
5.1.3	Pirámides de población	21
5.2	Nivel educativo	23
5.3	Coeficientes de atracción mutua entre departamentos	25
5.4	El rol de la distancia en las migraciones internas	30
6	Aplicación de modelos de interacción espacial	34
6.1	Generación de datos diádicos	34
6.1.1	Matriz de distancia	34
6.1.2	Población y migrantes internos	35
6.1.3	Vecindad	38
6.2	Especificación y calibración de modelos de interacción espacial restringidos en origen	39
6.3	Modelos de interacción espacial de doble restricción	43
6.4	Visualización de los flujos migratorios y las variables independientes	47
6.5	Selección de modelos de interacción espacial restringidos en origen	50
6.6	Escenarios	53
7	Pendientes	54
8	Bibliografía	55

Lista de Figuras

1	Cuatro categorías para diferenciar los abordajes a la modelización de las migraciones según Champion et al. (1998).	9
2	Migrantes internos recientes según el Censo 2011.	16
3	Migrantes internos con origen en Montevideo	17
4	Migrantes internos con origen en Montevideo, zoom a área metropolitana de Montevideo	17
5	Índice de masculinidad (mujeres cada 100 hombres) para el total de personas y para los subconjuntos de migrantes internos recientes.	19
6	Distribución por sexo para el total de personas y para los subconjuntos de migrantes internos recientes.	20
7	Edades medianas para el total de personas y para los subconjuntos de migrantes internos recientes.	20
8	Distribución por grupos de edades.	21
9	Distribución de edades, porcentaje dentro de cada grupo.	21
10	Pirámides de población del total de población y de los migrantes internos.	22
11	Pirámides de población migrantes internos desde el Interior hacia Montevideo, desde Montevideo al interior o entre departamentos del interior.	22
12	Promedio de personas por hogar, excluyendo hogares colectivos	23
13	Porcentaje de personas viviendo en hogares colectivos	23
14	Asistencia a centros educativos.	24
15	Nivel educativo actual.	24
16	Máximo nivel educativo alcanzado.	25
17	Matriz de CAM 2011.	28
18	Diferencia en matrices de atracción mutua 1996-2011.	29
19	Migraciones internas contra distancia en el Censo 2011.	30
20	Migraciones internas contra distancia en el Censo 2011, sin Montevideo.	31
21	Migraciones internas por tramos de distancias 1996 y 2011, valores absolutos.	31
22	Migraciones internas por tramos de distancias 1996 y 2011, en porcentajes.	32
23	Migraciones internas: distancia según edades, 1996-2011.	32
24	Migraciones internas: distancia según sexo, 1996.	33
25	Migraciones internas: distancia según sexo, 2011.	33
26	Centroides, capitales y centros medios de población de cada departamento.	35
27	Diagrama Sankey de migraciones internas recientes con origen en Montevideo o Canelones.	37
28	Diagrama Sankey de migraciones internas recientes con origen en otros departamentos, exceptuando Montevideo o Canelones.	38
29	Flujos migratorios contra distancia entre centros medios de población.	47
30	Flujos migratorios (sin Montevideo ni Canelones) contra distancia entre centros medios de población.	48
31	Flujos migratorios contra población en origen.	48
32	Flujos migratorios contra población en origen.	49
33	Flujos migratorios contra PBI en destino.	49
34	Flujos migratorios contra PBI en destino.	50

Lista de Tablas

2	Migrantes recientes según los censos 1975, 1985 y 1996 (Macadar, 2008; Bengochea, 2011) y 2011 (elaboración propia con datos del INE (2011c)).	8
3	Preguntas relevantes para el análisis de la migración interna en los censo INE 1996 y 2011.	14

4	Migrantes recientes con origen en Montevideo, por departamentos y area metropolitana de Montevideo.	18
5	Matriz de coeficientes de atracción mutua interdepartamental 1996 (Macadar y Domínguez, 2005)	26
6	Matriz de coeficientes de atracción mutua interdepartamental 2011, elaboración propia en base a INE (2011)	27
8	Matriz de movimientos entre departamentos (Censo INE 2011).	36
9	Matriz de movimientos entre departamentos estimada mediante SIM restringido en origen.	42
10	Matriz de movimientos entre departamentos estimada mediante SIM de doble restricción.	46
11	MIE restringido en origen	51
12	MIE restringido en origen con Montevideo como categoría de referencia	52

1 Fundamentación

Este proyecto de investigación se enmarca en la geografía de la población, subdisciplina de la geografía humana, también llamada “geodemografía.” Situada en la intersección entre la demografía y la geografía, su objeto de estudio se puede definir como la organización geográfica de los grupos humanos y sus conexiones entre sí (Gregory et al., 2009), o más específicamente como la interacción entre las dinámicas demográficas y el espacio geográfico (López Trigal et al., 2015; Puyol et al., 1995). Dicho enfoque resulta pertinente en tanto las causas y consecuencias de las migraciones vinculan las relaciones sociales, económicas y espaciales, en particular los desequilibrios o desigualdades territoriales (López Trigal et al., 2015), es decir que la migración es un fenómeno de naturaleza espacial (Rogers et al., 2002). Los límites disciplinares son difusos, dado que los objetos de estudio y los métodos suelen ser compartidos, no obstante es posible afirmar que la geografía de la población complementa el abordaje puramente demográfico, en tanto otorga una relevancia particular al componente espacial de los fenómenos (Puyol et al., 1995).

Consideramos valiosa la posibilidad de explorar que papel tiene el espacio geográfico en las migraciones internas, ya que desde nuestro enfoque teórico, el espacio geográfico no debería ser considerado como un mero escenario contenedor de las sociedades, sino como agente activo en la construcción de las mismas, es decir que existe una relación recíproca, aunque no lineal, entre el espacio y los fenómenos sociales (Puyol et al., 1995). A modo de ejemplo vale mencionar como las migraciones se ven influidas por el espacio geográfico, generándose migraciones más intensas entre localidades cercanas o migraciones muy débiles entre localidades remotas, y en ese proceso también modifican y (re)construyen el espacio.

El interés en la proyección de escenarios junto con el estudio de las migraciones internas no remite únicamente a la posibilidad de explorar la aplicación de una metodología, sino también a la provisión de insumos para las políticas de población, de desarrollo urbano, desarrollo regional y ordenamiento territorial. En el caso de Uruguay, para el cual se prevé una continuidad del proceso urbanizador, así como de la presión demográfica sobre el área metropolitana de Montevideo y las zonas costeras (Calvo, 2012), generar dichos insumos para la reflexión se considera relevante.

Los modelos de interacción espacial devienen de los modelos gravitatorios, los cuales son representaciones matemáticas de la interacción entre dos entidades geográficas, permitiendo medir la importancia de las relaciones existentes entre esas dos entidades (Sanders, 2013).

Su formulación más básica corresponde al modelo sin restricciones (Champion et al., 1998; O’Kelly, 2009; Patuelli y Arbia, 2016b):

(1)

$$M_{ij} = kV_iW_jd_{ij}^{-\beta}$$

Donde M_{ij} representan los flujos entre el origen i y destino j ; V_i y W_j representan las masas de origen y destino respectivamente; y d_{ij} elevado a la $-\beta$ es el efecto de la distancia, que disminuye o disuade las interacciones. Los índices “ i ” y “ j ” refieren a entidades geográficas, que en conjunto forman una díada, y entre los cuales existe un flujo (O’Kelly, 2009).

Luego se pueden aplicar restricciones en origen o destino y sumar variables que se consideran explicativas de determinados flujos que se quieran modelar (Patuelli y Arbia, 2016b).

En el Uruguay existe un antecedente de investigación utilizando modelos de interacción espa-

cial, pero orientada a la movilidad por trabajo ¹. No existen antecedentes nacionales de uso de modelos de interacción espacial aplicados a migraciones internas. En ese sentido, la presente investigación cubre un vacío en la literatura académica al respecto.

¹Trabajo inédito, dirigido por la Lic. Eugenia Riaño.

2 Planteo del problema y pregunta de investigación

El estudio de las migraciones internas es pertinente para la Demografía en tanto la migración es uno de los factores del cambio demográfico. Asumiendo el componente espacial que implican los movimientos de población, el abordaje con técnicas de la geografía humana se considera adecuado.

La pregunta general que guiará este trabajo de investigación es la siguiente: ¿cuál será la magnitud de la migración interna en Uruguay en 2025?

2.1 Objetivos

Objetivo general

- Generar escenarios de migración interna en Uruguay mediante la utilización de modelos de interacción espacial (MIE) con base en los datos del censo 2011.

Objetivos específicos

- Describir las migraciones internas en Uruguay en función de variables demográficas específicas.
- Explorar el rol del espacio geográfico en las migraciones internas en Uruguay.
- Calibrar y aplicar un modelo de interacción espacial de las migraciones entre departamentos.
- Explorar la aplicabilidad de modelos de interacción espacial para la estimación de escenarios de migración interna.

Como preguntas de investigación se proponen las siguientes:

- ¿Cuál es la estructura demográfica de la población migrante interna? ¿Cuál es su nivel educativo?
- ¿Han variado los coeficientes de atracción mutua entre departamentos? ¿Con qué magnitud?
- ¿Es la distancia un factor de relevancia en las migraciones internas? ¿Ha cambiado el papel que tiene la distancia como factor de disuasión según los datos del Censo 1996 y 2011?
- En el caso de los departamentos ¿es relevante la contigüidad geográfica, es decir la existencia de fronteras compartidas?

3 Marco teórico y antecedentes

A continuación se presenta el marco teórico y el relevamiento de antecedentes. El marco teórico se divide en tres apartados. En el primero se revisan las teorías migratorias y su vinculación con las migraciones internas. En el segundo se realiza una breve revisión del concepto de “espacio geográfico” y sus posibles relaciones con el abordaje de las migraciones internas que se propone realizar en la investigación. En el tercer apartado se analizan los fundamentos teóricos de la interacción espacial y los abordajes para su análisis.

Los antecedentes se dividen en dos apartados, el primero dedicado a la migración interna en Uruguay y el segundo a aplicaciones internacionales de modelos de interacción espacial para el estudio de la migración interna.

3.1 Introducción a las teorías migratorias

Las migraciones internas difieren de la **movilidad residencial** y la **movilidad pendular**. La movilidad residencial implica “mudanzas” de menor jerarquía en términos de la distancia entre la antigua y la nueva residencia, en comparación con la migración. Estos cambios le permitirían a la persona que se muda mantener el mismo trabajo y frecuentar los mismos grupos sociales (Dennett, 2018). Por otro lado, la movilidad pendular es aquella que tiene frecuencia diaria o semanal, con el fin de asistir a lugares de trabajo o centros de estudio. A pesar de las anteriores definiciones, es necesario aclarar que la migración interna y la movilidad residencial forman en realidad un continuo, no existiendo un criterio absolutamente claro de demarcación entre ambas (Dennett, 2018), es decir que la separación de estos dos conceptos es esquiva desde el punto de vista teórico pero puede ser resuelta operativamente. En la misma línea argumental, vale destacar que tanto el concepto de residencia como la unidad espacial que se tome de referencia, alteraran el concepto de migración, y esta característica diferencia a las migraciones de otras variables demográficas: nacimientos y defunciones son fenómenos absolutos en tanto migrar es relativo (Macadar, 2009). El estudio de las migraciones en general se divide entre internacional e interna, entre otras varias posibilidades de clasificación (como voluntarias o forzadas, temporales o permanentes, etc.).

El conocimiento convencional deriva en forma automática hacia algunos factores que pueden ser determinantes en el proceso migratorio: diferencias geográficas de ingresos monetarios, empleo y oportunidades de desarrollo personal (King, 2012). Sin embargo la decisión y posibilidad de migrar no se ve relacionada en forma unívoca a estos factores, siendo un fenómeno complejo.

Los inicios de la teorización sobre las migraciones datan de fines del siglo XIX (de Haas et al., 2015). Hacia los años 1980s, el foco de la producción académica relativa a migraciones comienza a virar del estudio de las migraciones internas a las internacionales, al punto que hoy “migración” refiere en general a “migración internacional”, aún siendo las migraciones internas más importantes si se atiende a la cantidad de personas que involucran ambos fenómenos (King, 2012; King y Skeldon, 2010).

De Haas et. al. -de Haas et al. (2015) diferencian, siguiendo a Massey et al. (1993), entre aquellas teorías orientadas a las causas de la migración y aquellas orientadas a los impactos en las sociedades emisoras o receptoras. Los autores proponen un esquema que permite categorizar los procesos migratorios y las teorías que los abordan, conceptualizando a los movimientos migratorios como el resultado de la interacción entre estructuras macro y micro, en tanto

proponen la existencia de meso-estructuras que vinculan las dos anteriormente mencionadas, proveyendo una explicación para la continuidad espacio-temporal de los procesos migratorios.

A su vez, los autores identifican dos paradigmas principales en los cuales agrupar las teorías que dan origen a los procesos migratorios: el **funcionalista** y el **histórico-estructural**. Según el paradigma funcionalista, la sociedad puede ser analizada como un sistema, como la interacción de diferentes partes interdependientes y tendientes al equilibrio. Por otro lado, el paradigma histórico-estructural pone foco en los factores sociales, económicos, culturales e históricos que constriñen y dirigen el comportamiento de los individuos, en formas que generalmente no tienden al equilibrio, sino que refuerzan los desequilibrios preexistentes (de Haas et al., 2015).

ESQUEMA DE TEORÍAS MIGRATORIAS, A SUGERENCIA DE MARTÍN: VER
ARANGO (EN REALIDAD CREO QUE ESTÁ EN DE HASS)

3.2 La migración interna en Uruguay

Los primeros antecedentes del estudio de la migración interna en Uruguay se centraron en la exploración de las causas de la migración rural-urbana y el consecuente declive de la cantidad de personas viviendo en zonas rurales (Macadar y Domínguez, 2008; Petruccelli, 1979; Prates, 1977). Más recientemente se realizaron algunos estudios descriptivos, usando datos censales, Encuesta Continua de Hogares y Encuesta de Hogares Ampliada (Bengochea, 2011; Calvo, 1995; Koolhaas, 2013; Macadar, 1995; Macadar y Domínguez, 2008; Pellegrino, 2009).

Según los datos del Censo INE 2011, solamente los departamentos de Maldonado, Canelones, San José, Colonia, Salto y Río Negro ha habido un aumento de la población (Koolhaas, 2013). A su vez, dentro de esos departamentos, solo Maldonado, Canelones, San José y Colonia tuvieron un saldo migratorio interno positivo (Koolhaas, 2013). En particular Canelones y Maldonado, ambos departamentos costeros, presentan crecimiento poblacional desde el censo de 1963 (Bengochea, 2011; Koolhaas, 2013), en parte asociado a la expansión de la ciudad de Montevideo (procesos de suburbanización), la generación de nuevas centralidades y el crecimiento de Maldonado (y su propio proceso de suburbanización).

Tabla 2: Migrantes recientes según los censos 1975, 1985 y 1996 (Macadar, 2008; Bengochea, 2011) y 2011 (elaboración propia con datos del INE (2011c)).

período	Migrantes internos		No migrantes		Total
	personas	%	personas	%	personas
1970-1975	160.341	5,8%	2.628.088	94,2%	2.788.429
1980-1985	181.541	6,1%	2.773.700	93,9%	2.955.241
1991-1996	180.404	5,7%	2.983.359	94,3%	3.163.763
2006-2011	148.759	4,5%	3.137.118	95,5%	3.285.877

La migración es más intensa en las edades económicamente activas y en los jóvenes (Koolhaas, 2013); a su vez la migración reciente tiene más incidencia en mujeres jóvenes, probablemente asociada a la feminización de la matrícula universitaria y a la atracción de Montevideo por la existencia de mayor oferta laboral para las mujeres (Bengochea, 2011). La propensión a migrar de los jóvenes se puede comprender atendiendo a las características

de ese período vital: formación de pareja, inicio de la vida reproductiva, inicio de estudios terciarios, inicio de la vida laboral, etc. (Koolhaas, 2013).

Quienes migran desde Montevideo tienen un perfil más joven y feminizado de quienes migran hacia Montevideo (Bengochea, 2011). Por otro lado, se ha caracterizado a quienes migran desde Montevideo como familias integradas por parejas de entre 30 y 40 años con niños, probablemente debido a un ciclo de expansión de dichas familias (Bengochea, 2011).

3.3 Modelos de interacción espacial y migraciones

Los abordajes para modelar migraciones son variados, siendo los modelos de interacción espacial una de las opciones.

En líneas generales vale mencionar las cuatro categorías propuestas por Champion et al. - Champion et al. (1998) para diferenciar los abordajes: abordajes micro o macro; abordajes basados en series temporales o de corte transversal. Según dicha clasificación los modelos de interacción espacial son un abordaje a nivel macro y de corte transversal.

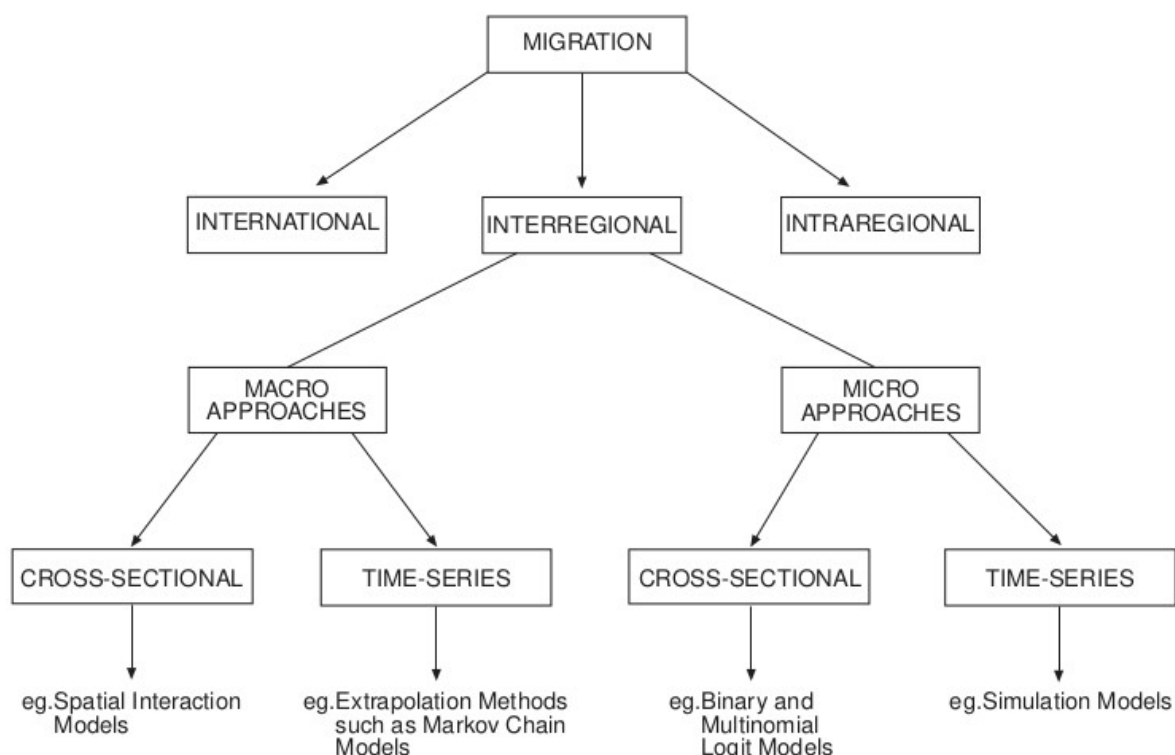


Figura 1: Cuatro categorías para diferenciar los abordajes a la modelización de las migraciones según Champion et al. (1998).

A pesar de no contar con antecedentes nacionales de uso de modelos de interacción espacial para el estudio de las migraciones, existen varios antecedentes internacionales de su aplicación.

Referido a España, Santos -Santos (1994) aplicó modelos de interacción espacial a matrices de flujos migratorios interregionales en dos períodos diferentes (1970 y 1990), usando datos censales y con intenciones explicativas, no predictivas. A la matriz de flujos se incorporan las distancias euclidianas relativas, la jerarquía urbana medida por el volumen de la población, un factor de rechazo de los lugares de origen medido por el porcentaje de la población activa

agraria, un factor de atracción de los lugares de destino medido por el porcentaje de población con empleos en el sector industrial y el nivel de los salarios y una variable *dummy* indicando la contigüidad geográfica (es decir si hay o no límites compartidos), llegando a la siguiente expresión del modelo:

(2)

$$T_{ij} = K P_i^\alpha P_j^\beta d_{ij}^{-\gamma} e^{\lambda b_{ij}}$$

En ambos casos (1970 y 1990) el volumen de población de los lugares de origen y destino, o “jerarquía urbana”, se identifican como los factores más estables y relevantes para explicar las causas de la migración.

Por su parte, Devillanova y García-Fontes -Deviñanova y García-Fontes (1998) estudiaron la migración interna en España con datos de la seguridad social, utilizando un modelo de regresión binomial negativa, abarcando los períodos 1978-1984 y 1986-1992. Los autores identificaron como variables relevantes el desempleo y el bajo crecimiento del empleo para el período 1986-1992, en tanto que en el período anterior no tuvieron un papel de relevancia.

Garrocho -Garrocho (1996) utilizó un modelo de interacción espacial condicionado en origen para simular flujos de migración interna en México, también a escala interregional, y sobre esa base genera escenarios migratorios hipotéticos.

La aplicación del modelo se divide en dos partes: la calibración y la simulación. La calibración consiste en el cálculo de los valores de las variables y parámetros de las unidades espaciales y la atractividad migratoria, para encontrar los valores que mejor replican los datos del Censo. En segundo lugar la simulación, es decir la aplicación del modelo con los parámetros calibrados, pero modificando los valores de las variables estratégicas, para generar escenarios posibles (Garrocho, 1996). Mediante el proceso de calibración llega a un factor de bondad de ajuste aceptable y un error promedio de asignación bajo, con algunas incongruencias derivadas de las particularidades de las migraciones internas mexicanas, por ejemplo la migración a estados fronterizos con EE.UU. como parte de una estrategia de migración internacional hacia EE.UU. Dicho modelo calibrado es utilizado para aventurar algunos escenarios futuros.

Boyle et al. -Boyle et al. (1998) modelaron la migración entre los distritos electorales de Hereford y Worcester, Inglaterra, entre 1990 y 1991. Como conclusión se destacan que la función de distancia más apropiada fue la exponencial negativa, en lugar de la función potencial. Con respecto a las variables adicionales, se encuentran asociaciones positivas con el tamaño poblacional, la finalización de viviendas privadas nuevas durante el período de estudio y la presencia de vivienda pública (*council housing*).

Yano et al. -Yano et al. (2003) aplicaron modelos de interacción espacial para comparar las conductas migratorias en Japón y Gran Bretaña con datos de principios de los años 90s, identificando que en ambos casos el grado en que afecta la distancia como factor de disuasión de la migración se mantiene en ambos países. Por otro lado, encuentran diferencias en las preferencias de hacia donde migrar, siendo las grandes áreas urbanas más atractivas para los migrantes internos en Japón, siendo lo contrario para Gran Bretaña, hecho que los autores relacionan con diferencias culturales y por encontrarse ambos países en momentos diferentes del desarrollo.

He y Pooler -He y Pooler (2003) aplicaron un modelo de interacción espacial restringido en origen y con variables adicionales, para modelar la migración inter-provincial en China, a partir

de datos de los períodos 1982-87 y 1985-90. Utilizaron como función de la distancia una función de potencia inversa. Las variables adicionales incorporadas al modelo fueron: la migración pasada en origen y destino (llamada *stock* de migrantes) y una medida de inversión promedio anual, llegando a la siguiente formulación del modelo:

(3)

$$M_{ij} = h_j s_{ij} A_i O_i d_{ij}^{-\beta}$$

dónde A_i es el factor de balance, definido cómo:

(4)

$$A_i = \left[\sum_j h_j s_{ij} d_{ij}^{-\beta} \right]^{-1}$$

M_{ij} es el valor de migrantes entre provincias que predice el modelo, es decir la variable dependiente.

h_j es el promedio de la inversión anual total

s_{ij} es el stock de migrantes

O_i es la cantidad de migrantes salientes

$d_{ij}^{-\beta}$ es la función de distancia

Los autores basan la elección del *stock* de migrantes como variable independiente en la producción teórica relativa a la migración en cadena, posteriormente relacionada con la teoría de las redes sociales, la cual consideran relevante en las migraciones internas de China, principalmente en el marco de los movimientos rural-urbano.

Para seleccionar la variable adicional en destino, analizaron la correlación entre seis variables relevantes y luego calibraron el modelo con las seis variables, para seleccionar aquella que mejorara la performance del mismo. A partir de esos dos criterios concluyen que lo más adecuado es incluir la variable “inversión promedio total anual”. Como conclusión destacan la mayor precisión alcanzada por el modelo con variables agregadas por sobre el modelo convencional.

Shen -Shen (2017) también analizó la migración interna en China, identificando como variables relevantes la distancia, la población en origen y destino, un índice de severidad de la temperatura en 2005 en destino, las exportaciones como porcentaje del producto bruto interno en 2005 en destino, los ingresos per cápita en población rural en 2005 en destino y la densidad de población de 2005 en destino.

Yaojung et al. -Yaojun et al. (2019) realizaron un índice de atractividad relativa para las prefecturas de China, siguiendo el trabajo desarrollado por Fotheringham et al. -Fotheringham et al. (2000). Los autores concluyen que la región central de China es la menos atractiva para los migrantes, que las grandes ciudades son más atractivas que las medianas y pequeñas y que la atractividad es variables según los grupos de edad y el nivel educativo de los migrantes.

En el caso de Li et al. -Li et al. (2017) se tuvo preferencia por el modelo de radiación por sobre los modelos de interacción espacial, aduciendo la mayor simplicidad del mismo.

Sarra y Del Signore -Sarra y Del Signore (2010) aplicaron un modelo de interacción espacial restringido en origen para Polonia. Las autoras concluyen que el producto bruto interno *per*

cápita es la variable que más peso tienen en la explicación de los flujos, pero a su vez destacan el escaso peso de la variable distancia y el signo negativo del coeficiente de la variable población, que atribuyen a un contexto de declive urbano, es decir características propias de la economía polaca a principio del siglo XXI.

Poot. et al -Poot et al. (2016) aplicaron modelos de interacción espacial para el análisis de la migración interna en Nueva Zelanda. Como particularidad vale mencionar la inclusión de las migraciones internacionales como parte del modelo. Dado que la formulación del modelo aplicado es de tipo logarítmica, a las diadas con flujos nulos (es decir sin flujos) se les imputa un valor de 0,5. Otra característica a destacar del estudio es el uso de varias medidas de distancias, así como distancias/tiempo históricas complementadas con distancias/tiempo actuales (obtenidas de Google Maps).

Como resultado no identifican que el acortamiento de las distancias y tiempos de viajes entre localidades haya implicado un aumento de los flujos migratorios. *A posteriori* los autores analizan las posibilidades de incorporación de proyecciones demográficas a nivel subnacional. Finalmente, los autores destacan el aumento reciente en el interés académico por los modelos gravitatorios y las migraciones, que atribuyen en parte a la mayor disponibilidad de datos diádicos y por el mayor flujo de personas (ya sea por migraciones o movilidad pendulares).

Existen dos antecedentes de gran relevancia, ya que son aplicaciones guiadas implementadas en software R (Dennett, 2012, 2018). La primera refiere a la aplicación sobre datos de migración interna de Austria (Dennett, 2012). La segunda se enfoca en la migración interna en Australia, aplicando tres de los cuatro modelos de la familia de Wilson: restringido en origen, restringido en destino y de restricción doble (Dennett, 2018). Se extraen flujos de migración y las siguientes variables: población total, tasa de desempleo, ingreso mediano semanal y porcentaje de hogares cuya vivienda es alquilada. A partir de esos datos se construye la matriz origen-destino entre 15 unidades geoestadísticas que cubren todo el territorio australiano. En las tres aplicaciones usa un modelo de regresión de Poisson, siguiendo las recomendaciones de Flowerdew -Flowerdew (2010) (también mencionadas en Patuelli et al. -Patuelli y Arbia (2016b)), para seleccionar los coeficientes que mejor ajustan el modelo. Los modelos estimados se utilizan para predecir los flujos migratorios entre las unidades geoestadísticas.

Del mismo autor se relevó un el desarrollo de un modelo de interacción espacial multinivel para la estimación de la migración interregional en Europa (Dennett y Wilson, 2013).

Una de las limitantes de los modelos de interacción espacial presentes en la literatura, refiere al sesgo de endogeneidad por variables omitidas. Tal como se establece en la revisión teórica, la migración no es considerada un proceso aleatorio, sino que emerge de las decisiones de los migrantes, las cuales son tomadas en determinados contextos espaciales (Peeters, 2012). Peeters -Peeters (2012) propone dar cuenta de las particularidades de la estructura espacial utilizando pendientes bilaterales, es decir entre cada diada. El mismo problema es mencionado por Patuelli et al. -Patuelli y Arbia (2016a) y fue abordado por Lamonica -Lamonica (2018), quien analizó alternativas para el problema de la dependencia espacial o autocorrelación espacial, utilizando datos de cambios de residencia entre regiones de Italia, y también por Mitze -Mitze (2016), quien analizó la migración interregional en Alemania.

Otro problema emergente, muy conocido en el ámbito del análisis espacial, es el Problema de la Unidad Espacial Modificable (PUEM), según el cual las unidades espaciales utilizadas para analizar un fenómeno determinado repercutirán sensiblemente tanto en la representación car-

tográfica como en el análisis estadístico Arbia y Petrarca (2016). En el caso de las migraciones internas, la modificación de las unidades espaciales de análisis también reviste una importancia absoluta, dado que si por ejemplo agrupamos dos departamentos, esos flujos desaparecen del sistema (se convertirían en cambios de residencia en lugar de migraciones internas). Una opción para dar cuenta de este problema es probar el modelo con diferentes unidades espaciales, para validar la robustez del análisis (Flowerdew, 2010).

A modo de cierre, vale destacar la diversidad de variables explicativas usadas por todos los casos referenciados. Sin embargo, en varios se utiliza una metodología *stepwise* para identificar la relevancia de cada variable, es decir que se corren varias veces los modelos agregando y quitando variables (seleccionadas previamente con un criterio teórico) hasta llegar a aquel conjunto reducido de variables que presentan mayor poder explicativo.

4 Marco metodológico

4.1 Fuentes de información

La principal fuente de información para el presente trabajo serán los censos 1996 y 2011 realizados por el Instituto Nacional de Estadística (INE). En particular los censos 1996 y 2011 incorporaron preguntas relativas a la migración interna y se presentan en el siguiente cuadro.

Tabla 3: Preguntas relevantes para el análisis de la migración interna en los censo INE 1996 y 2011.

Preguntas en censo 1996	Preguntas en censo 2011
En qué localidad o paraje vive habitualmente	(Se extrae de los datos de identificación del domicilio)
En qué localidad o paraje paso a vivir cuando nació	En qué localidad o paraje pasó a residir cuando nació
Si reside en Uruguay y nació en el extranjero, ¿en qué año llegó al Uruguay para vivir en él?	(Si nació en el extranjero) ¿En qué año llegó a Uruguay para residir en él?
En qué localidad o paraje vivía habitualmente hace 5 años en esta fecha	En qué localidad o paraje residía en hace cinco años

Aquí surge una primera complejidad, asociada a los ya mencionados solapamientos entre las movilidades pendulares, las residenciales y las migraciones, y refiere a la operacionalización del concepto de migrante interno. Según la información disponible en Censo INE (INE, 2011b), el criterio más adecuado sería usar los datos relevados en la pregunta “lugar de residencia 5 años antes”, la cual puede tomar los siguientes valores: “en otra localidad o paraje de este departamento” y “en otro departamento”

Se encuentran al menos dos limitaciones. En primer lugar se excluyen habitantes de zonas rurales de población dispersa, es decir aquellas asignadas a la localidad INE rural, cuya expresión geográfica se limita a toda la superficie del departamento que no se considera urbana, por ende es demasiado amplia. Para estudiar las migraciones referidas al ámbito rural, habría que tomar otra estrategia u otra fuente de datos. En segundo lugar, residir en otro departamento con anterioridad no necesariamente debería ser una migración. Por ejemplo, una hogar con residencia en Ciudad del Plata o Ciudad de la Costa, cuya residencia 5 años antes era en Montevideo, ¿migró o simplemente cambió de residencia?. Aquí es donde la distancia del movimiento realizado puede servir como variable auxiliar para determinar a que categoría corresponde.

En lo que refiere a capas de información geográfica, fueron empleadas las capa de departamentos y la de localidades del INE como información básica. Los departamentos son unidades geoestadísticas y político-administrativas de segundo nivel de gobierno, las localidades definidas por el INE son unidades geoestadísticas que, en general, corresponden a zonas urbanas.

Con la combinación de los datos geográficos y los censales se realizaron ciertas operaciones para producir nueva información geográfica, las cuales se detalla en el apartado “Generación de datos diádicos”

Como datos relativos a la actividad económica, se extrajeron los valores de PBI departamental para el año 2014 estimados por el Observatorio “Territorio Uruguay” de la Oficina de Planeamiento y Presupuesto (OPP, 2016)

4.2 Factores asociados a las migraciones internas

Existen varias razones que pueden estar detrás del interés de migrar de una personas y la concreción de dicho movimiento, a continuación se analizan algunos de los factores que según la literatura se asocian al proceso migratorio.

Como variables demográficas, la edad y sexo/género se consideran determinantes en los procesos migratorios, ya que la propensión a migrar varía notablemente con la edad, asociada al ciclo vital de los individuos (Champion et al., 1998; van der Gaag et al., 2003). En general, se constata un alta tasa en niños pequeños, con un posterior declive que repunta al comienzo de los 20 años, asociado a las oportunidades educativas y de trabajo. Luego hay un declive asociada a la edad de crianza de los niños, pudiendo aumentar en la edad del retiro (van der Gaag et al., 2003). Esas aseveraciones varían según las características de la sociedad que se analize.

Varias investigaciones han identificado variables económicas relacionadas con la atracción de migración interna como ser ingresos per cápita, puestos de trabajo vacantes, empleo [vander-gaag2003; Lucas (1997), Aldashev y Dietz (2011); Aldashev y Dietz (2014); Andrienko y Guriev (2004); Fang y Dewen (2003), Etzo (2011); Weidlich y Haag (1988), Cebula (2005); Cebula y Alexander (2006); Filiztekin y Gökhan (2008); Piras (2017); Royuela y Ordóñez (2018)]. También la recepción de inversión extranjera directa a sido usada como variable explicativa, en función del dinamismo económico que implica para determinadas regiones (Fang y Dewen, 2003).

La disponibilidad de vivienda pública (Andrienko y Guriev, 2004; Champion et al., 1998) o variables relativas a los mercados de vivienda también han sido incorporadas en algunas investigaciones (van der Gaag et al., 2003).

Otros han incorporado factores relativos a la calidad de vida, como la incidencia del crimen violento como factor de disuación, en tanto que las horas de luz solar, la superficie de parques públicos (Cebula, 2005; Cebula y Alexander, 2006) o el grado de urbanización (Royuela y Ordóñez, 2018) han sido identificados como atractores.

Entre los aspectos sociales, vale mencionar los años de escolarización como factor relevante (Piras, 2017; Royuela y Ordóñez, 2018).

Algunos estudios también se refieren a variables de stock, por ejemplo el stock de migrantes anteriores entre provincias, o a las variables geográficas, como la distancia entre provincias (por ejemplo Fang y Dewen -fang2003 toman las distancias entre provincias por vías férreas para el caso de China), la combinación de la distancia y factores étnicos (Aldashev y Dietz, 2014), o variables *dummies* para representar particularidades de determinado país o región (Etzo, 2011; Filiztekin y Gökhan, 2008)

Dada la relevancia de ciertos aspectos micro que hacen a la decisión de migrar, Van Der Gaag et al. -van der Gaag et al. (2003) recomiendan incorporar una perspectiva de ciclo de vida, en particular la edad, a la modelación. A su vez, ateniéndonos a la realidad Uruguay, según el análisis realizado por Macadar y Domínguez -Macadar y Domínguez (2008) a partir de datos de la Encuesta de Hogares Ampliada el año 2006, la razón principal de los migrantes es la de “motivos familiares”, quedando los motivos laborales y educativos en segundo y tercer lugar. Esas afirmaciones destacan la importancia de considerar otros factores a nivel micro que pueden ser minimizados en abordajes basados exclusivamente en factores macro.

5 Análisis exploratorio de datos

En continuidad con la revisión de antecedentes sobre el estudio de la migración interna en Uruguay, se presenta un análisis exploratorio de los datos censales, para dar un marco general con un enfoque demográfico.

En primer lugar se procede a operacionalizar el concepto de **migrante interno**, según las opciones que presenta el Censo INE 2011 (INE, 2011a).

Podemos distinguir entre **migrantes absolutos**, es decir aquellos que viven en un departamento diferente a aquel en que nacieron, y por otro lado los **migrantes recientes** (Busso y Rodríguez Vignoli, 2009; Morrison et al., 2004). Dado que la migración absoluta abarca un horizonte temporal muy amplio, se tomará la categoría migrante reciente como unidad de análisis.

El Censo INE 2011 (INE, 2011a) permite distinguir ambas categorías. Para operacionalizar la categoría de migrante interno reciente a partir de los microdatos del Censo, tal cual se mencionó anteriormente, se identifica el subgrupo que declaró vivir en otro departamento ante la pregunta del Censo referida al lugar de residencia 5 años antes. El total de migrantes internos según la definición tomada es de 148.759 personas.

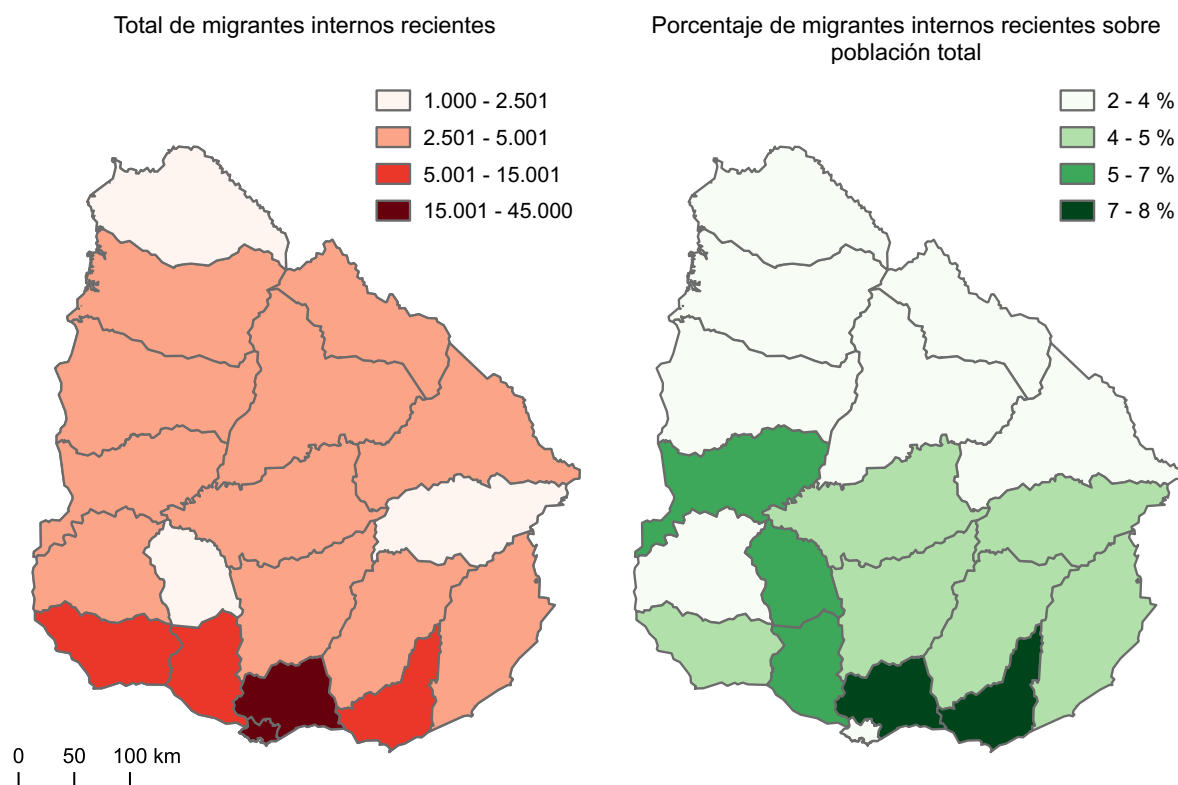


Figura 2: Migrantes internos recientes según el Censo 2011.

El rol de Montevideo como receptor se puede vincular a la histórica concentración de servicios en la capital (Bengochea, 2011), así como a la concentración de actividad económica en general. El departamento de Canelones también figura como atractor, y en parte se puede asociar a la metropolización de la ciudad de Montevideo, es decir la expansión de su “mancha urbana” hacia el este, incorporando la zona costera de Canelones (Ciudad de la Costa), como proceso de suburbanización (D’Angelo, 2016; Folgar, 2005; Hernández, 1999).

Dicho proceso puede ser constatado analizando las principales localidades de destino de los migrantes internos que anteriormente residían en Montevideo. Tal cual se expresa en las fig. 3 y fig. 4 el destino de preferencia es el área metropolitana en primer lugar, en particular la costa de Canelones, seguido de otras localidades costeras.

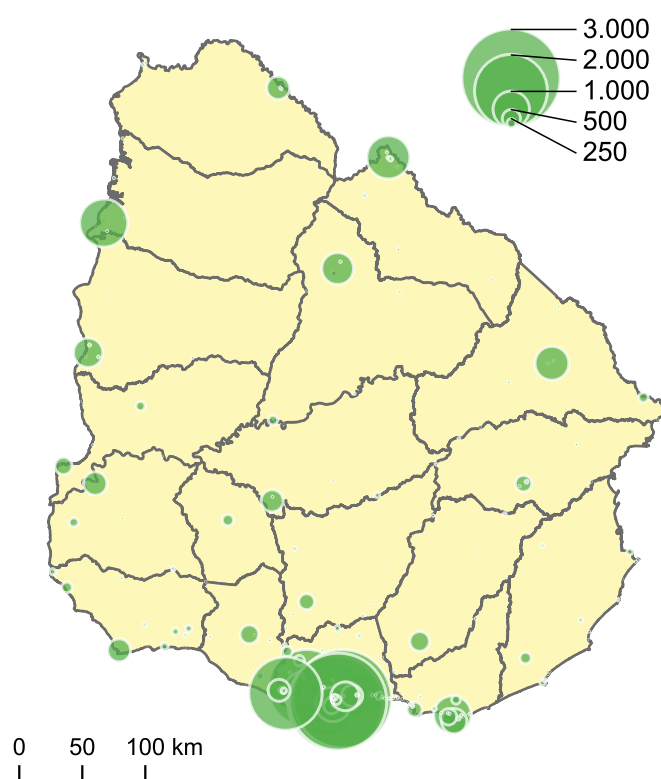


Figura 3: Migrantes internos con origen en Montevideo

Los 7 principales destinos corresponden a localidades del área metropolitana, y suman el 27% de las personas migrantes internas con origen en Montevideo.

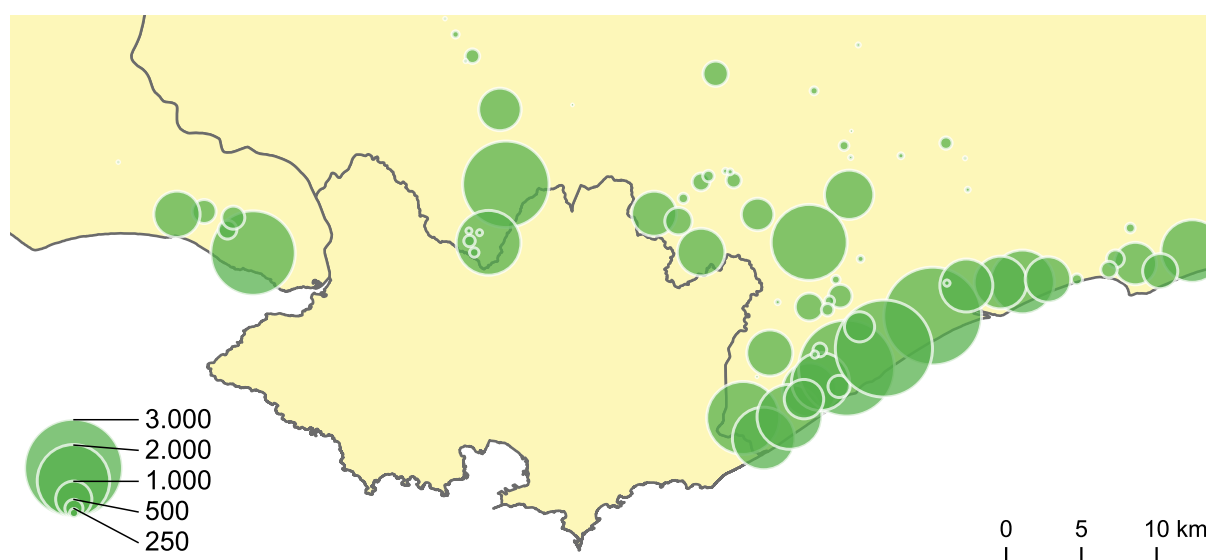


Figura 4: Migrantes internos con origen en Montevideo, zoom a área metropolitana de Montevideo

En el mismo sentido, considerando las localidades del área metropolitana como una entidad

conjunta que aglomera partes de Canelones y San José (Ciudad del Plata), el resultado del destino de los migrantes recientes con origen en Montevideo se puede apreciar en la tabla 4.

Tabla 4: Migrantes recientes con origen en Montevideo, por departamentos y area metropolitana de Montevideo.

Entidad geográfica	personas	porcentaje
Área metropolitana	32750	58.45
Artigas	894	1.6
Canelones (no A.M.)	1989	3.55
Cerro Largo	1355	2.42
Colonia	2015	3.6
Durazno	930	1.66
Flores	339	0.61
Florida	886	1.58
Lavalleja	746	1.33
Maldonado	3830	6.84
Paysandú	1059	1.89
Río Negro	821	1.47
Rivera	1626	2.9
Rocha	1211	2.16
Salto	1480	2.64
San José (no A.M.)	921	1.64
Soriano	1117	1.99
Tacuarembó	1329	2.37
Treinta y Tres	730	1.3
Total	56028	100

Esta realidad plantea un debate: **¿es adecuado considerar esos movimientos como migraciones internas o sería más preciso categorizarlas como simples cambios de residencia?**

Aunque Montevideo sea un atractor relevante en números absolutos, si atendemos al porcentaje de población migrante interna con respecto a la población total de cada departamento, Canelones y Maldonado son los departamentos que lideran. En el caso de Maldonado, se puede atribuir al dinamismo económico derivado de la actividad turística, así como del sector de la construcción (**buscar cita**).

El grupo de migrantes internos puede ser dividido en tres subgrupos (Bengochea, 2011), que para el presente análisis denominaremos grupo 1, 2 y 3:

- **Grupo 1:** 42.444 personas con origen en el interior del país pero residentes el Montevideo.
- **Grupo 2:** 58.655 personas migrantes con origen en Montevideo pero residentes en el Interior del país.
- **Grupo 3:** 47.660 personas con origen y residencia en el interior, pero en departamentos distintos.

A continuación se presentarán diversos indicadores referidos a dichos tres grupos, a modo de caracterización.

5.1 Estructura de la población

A continuación se presenta un breve análisis de la población migrante interna en función de su estructura. A parte del análisis siguiente, se elaboró un tablero interactivo, que permite visualizar parte de esta información en forma dinámica, pudiendo acceder al mismo mediante el siguiente enlace: https://share.streamlit.io/guillermodangelo/migraciones_internas/main/app.py

5.1.1 Distribución por sexo

El índice de masculinidad para el grupo 1 es de 80 hombres por cada 100 mujeres, para el grupo 2 de 92.4 y para el grupo tres es de 102.2 hombres por cada 100 mujeres. Dichos datos se presentan en forma gráfica en la fig. 5.

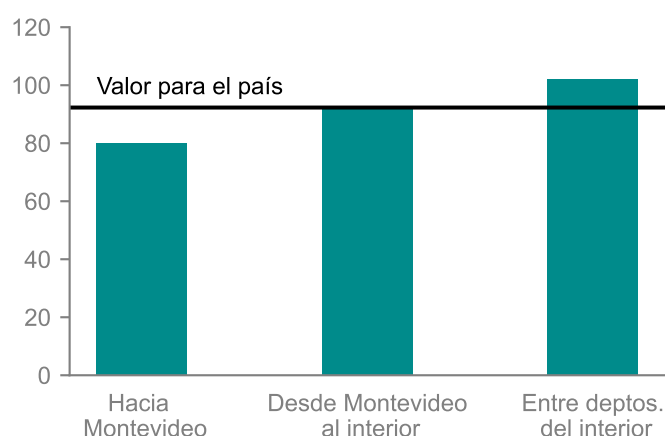


Figura 5: Índice de masculinidad (mujeres cada 100 hombres) para el total de personas y para los subconjuntos de migrantes internos recientes.

Los valores mencionados indican la mayor proporción de mujeres en el grupo 1, posiblemente asociado a la matrícula universitaria, ya que esta se caracteriza por ser feminizada (Bengochea, 2011; Universidad de la República, 2013). Además la oferta educativa de la Universidad de la República, la principal universidad del país y de carácter público, se concentra en Montevideo (el impulso a la descentralización de la Udelar fue posterior a la realización del Censo 2011). Por el contrario, el grupo 3 presenta una leve masculinización con respecto a la mediana del país, posiblemente asociado a migraciones por trabajo relacionadas al sector agropecuario o al medio rural.

La fig. 6 ilustra la distribución por sexo dentro de los grupos, coincidiendo con las apreciaciones anteriores.

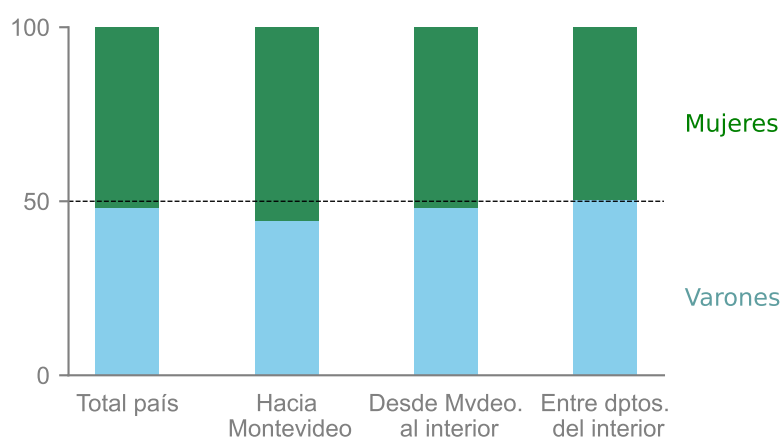


Figura 6: Distribución por sexo para el total de personas y para los subconjuntos de migrantes internos recientes.

5.1.2 Composición por edades

Atendiendo a la composición por edades, las **edades medianas** para cada grupo son de **23, 32 y 28 años respectivamente**, en tanto el valor para el país es de 34 años. Es decir que son poblaciones levemente más jóvenes, con excepción del grupo 1, que es considerablemente más joven que el total de la población.

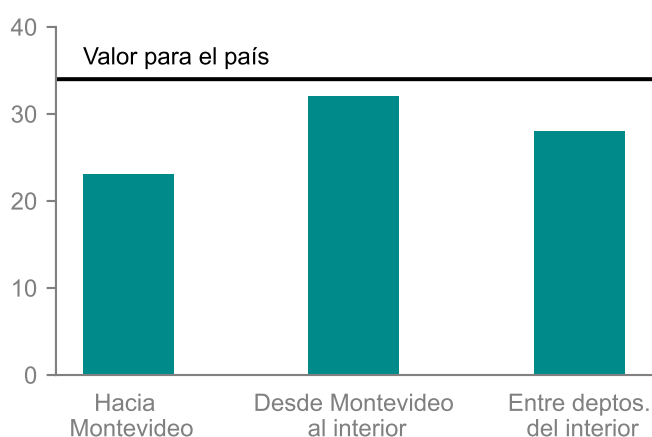


Figura 7: Edades medianas para el total de personas y para los subconjuntos de migrantes internos recientes.

La distribución por grupos de edades en la fig. 8 evidencia dicha estructura, con mayor concentración de la población en el tramo de las personas económicamente activas en los grupos migrantes, siendo el grupo 1 en el cual esta población tiene mayor presencia.

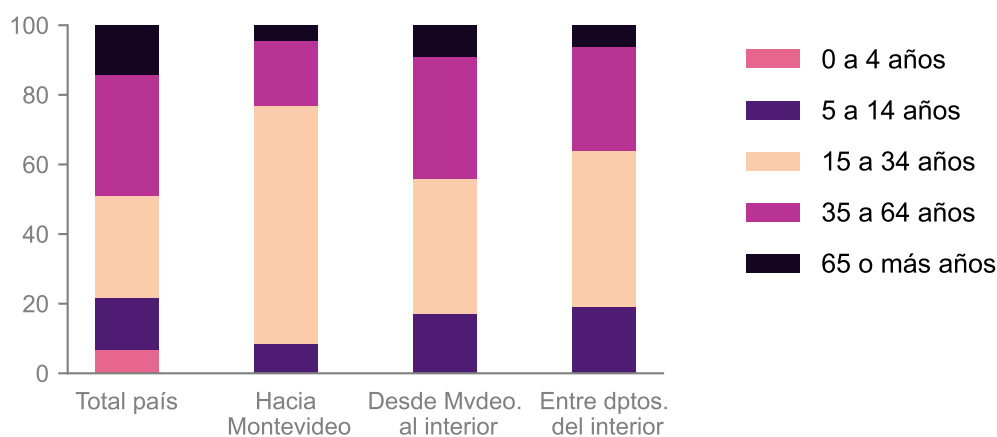


Figura 8: Distribución por grupos de edades.

La fig. 9 presenta la distribución por edades, brindando un poco más de detalle sobre la conformación estructural de los grupos. El grupo 1 presenta un pico en el tramo 18-25 años, coincidente con la edad característica de los estudiantes universitarios, en tanto el grupo 2 presenta más concentración en el grupo 25-35 años. El grupo 3 presenta concentración en las edades 18-25 años, pero también abarca personas en el grupo 25-35 años. Los grupos 2 y 3 también están conformados por niños y jóvenes, por oposición al grupo 1; pero el grupo 2 presenta mayor proporción de niños y menor de jóvenes, lo cual estaría indicando que refiere a hogares de parejas en el tramo 25-35 años, con niños.

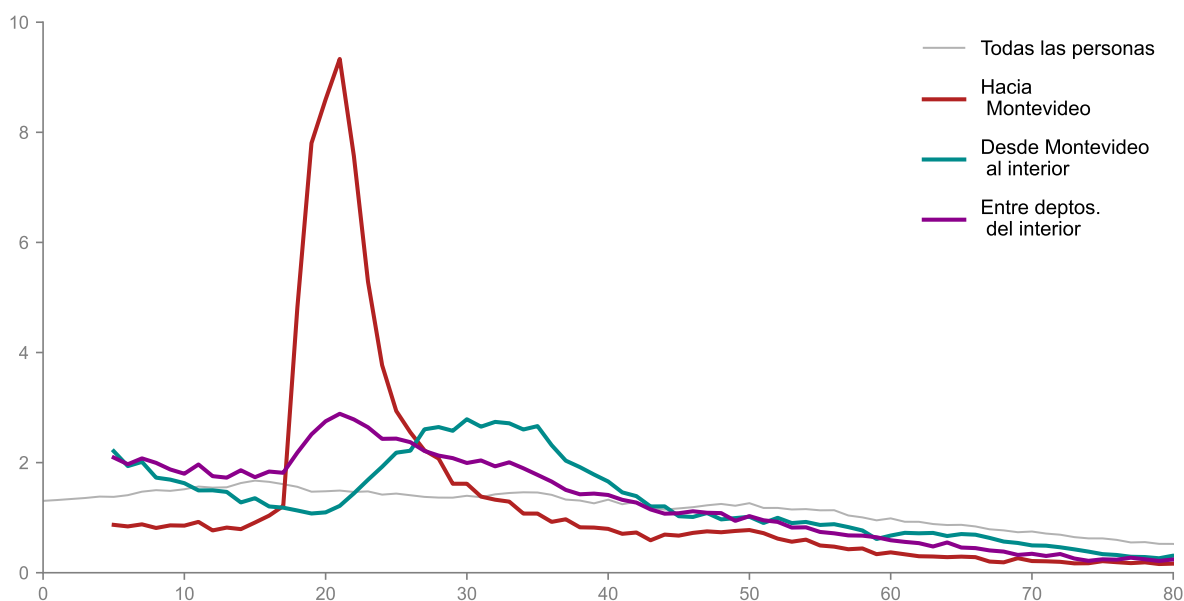


Figura 9: Distribución de edades, porcentaje dentro de cada grupo.

5.1.3 Pirámides de población

La distribución por sexo y tramos de edad se puede integrar en pirámides de población, que dan cuenta de la estructura de la población en forma más abarcadora. La pirámide de los migrantes internos, como es de esperar, concentra población en las edades económicamente activas en comparación con la pirámide de todo el conjunto de población censada. A su vez, es una población más feminizada, sobre todo en los tramos de edad entre 15 y 34 años.

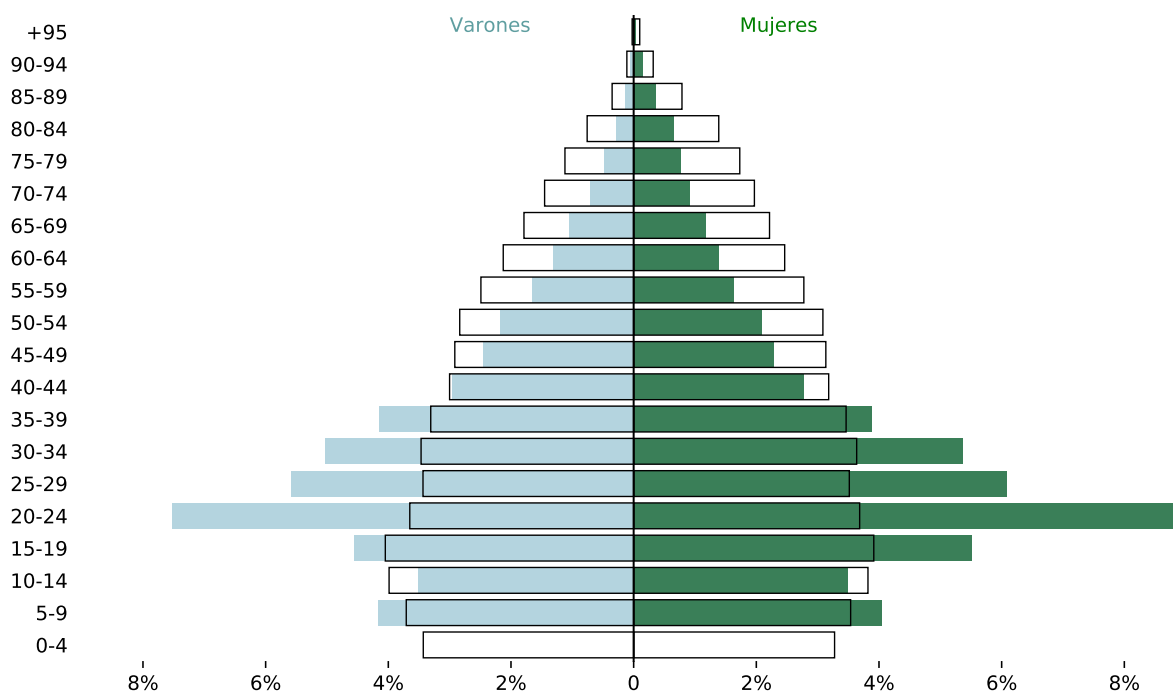


Figura 10: Pirámides de población del total de población y de los migrantes internos.

Comparando las pirámides de los grupos 1, 2 y 3 en la fig. 11, se pueden identificar visualmente varias de las afirmaciones hechas con anterioridad. En particular la estructura de la pirámide correspondiente al grupo 2, que estará indicando hogares conformados por parejas de mediana edad y con niños, posiblemente muchos refieran a movimientos desde Montevideo hacia la costa de Canelones, en el marco del proceso de metropolización anteriormente mencionado.

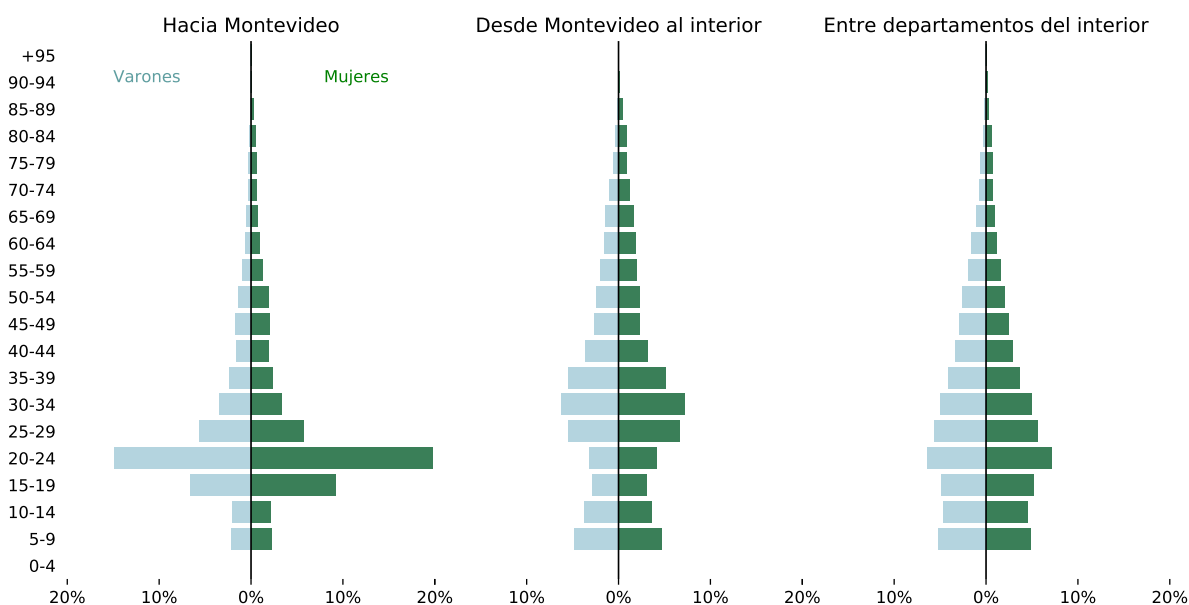


Figura 11: Pirámides de población migrantes internos desde el Interior hacia Montevideo, desde Montevideo al interior o entre departamentos del interior.

Para profundizar en las diferencias del grupo 1 con el resto de los grupos, se analiza el promedio de personas que componen los hogares dentro de los cuales hay al menos una persona migrante. En general los hogares que conforman el grupo 1 tienen menos integrantes, y los

del grupo 3 tienen más. Se excluyen de estos cálculos a los hogares colectivos (pensiones, hogares estudiantiles, cuarteles militares, prisiones, etc.)

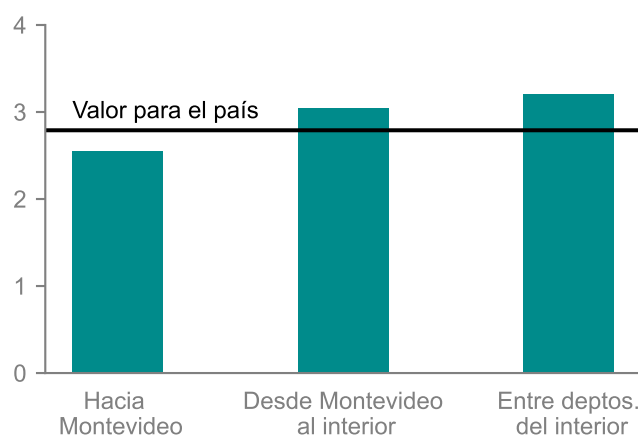


Figura 12: Promedio de personas por hogar, excluyendo hogares colectivos

En el mismo sentido, el porcentaje de personas migrantes internas viviendo en hogares colectivos, como ser hogares estudiantiles, es mucho mayor en el grupo 1.

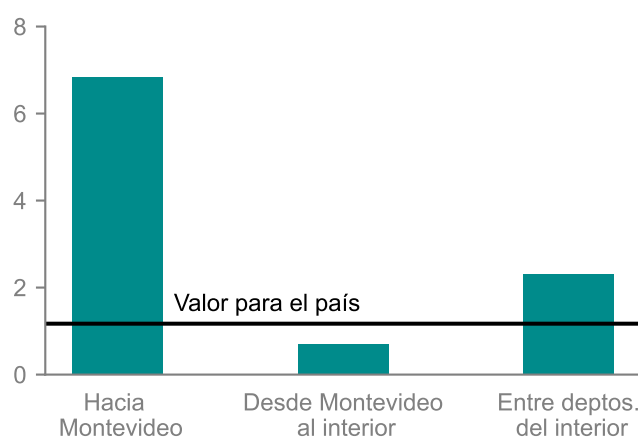


Figura 13: Porcentaje de personas viviendo en hogares colectivos

5.2 Nivel educativo

Otro factor de interés para la caracterización es el nivel educativo de la población migrante interna. En lo que refiere a la asistencia a un centro educativo, el grupo 1 se destaca por quienes declaran asistir tanto a centros públicos como privados.

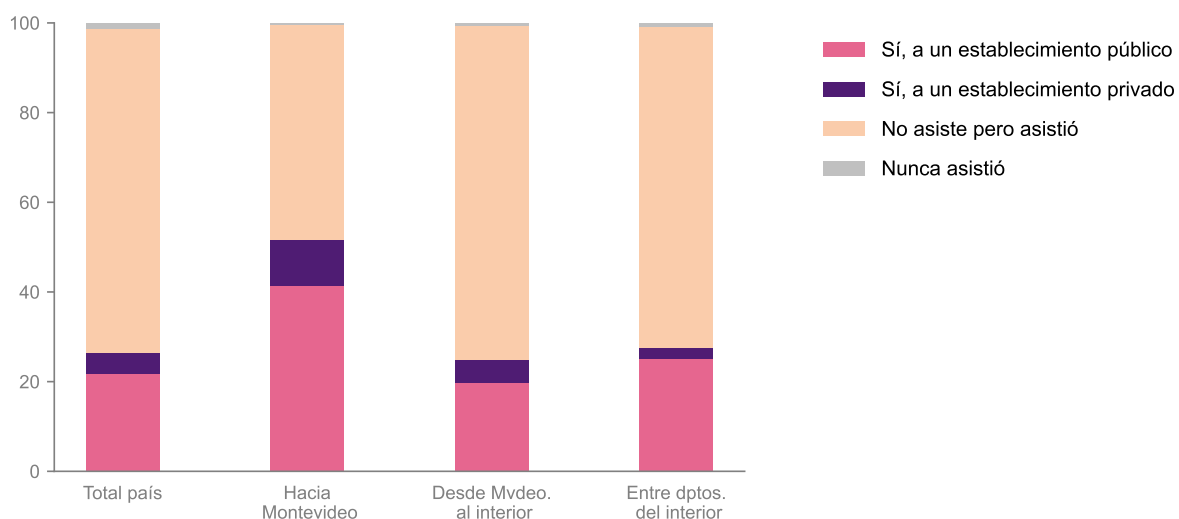


Figura 14: Asistencia a centros educativos.

El grupo 1 también se diferencia en cuánto al nivel educativo actual en el momento del censo, con la preeminencia de aquellos cursando estudios terciarios, principalmente universitarios.

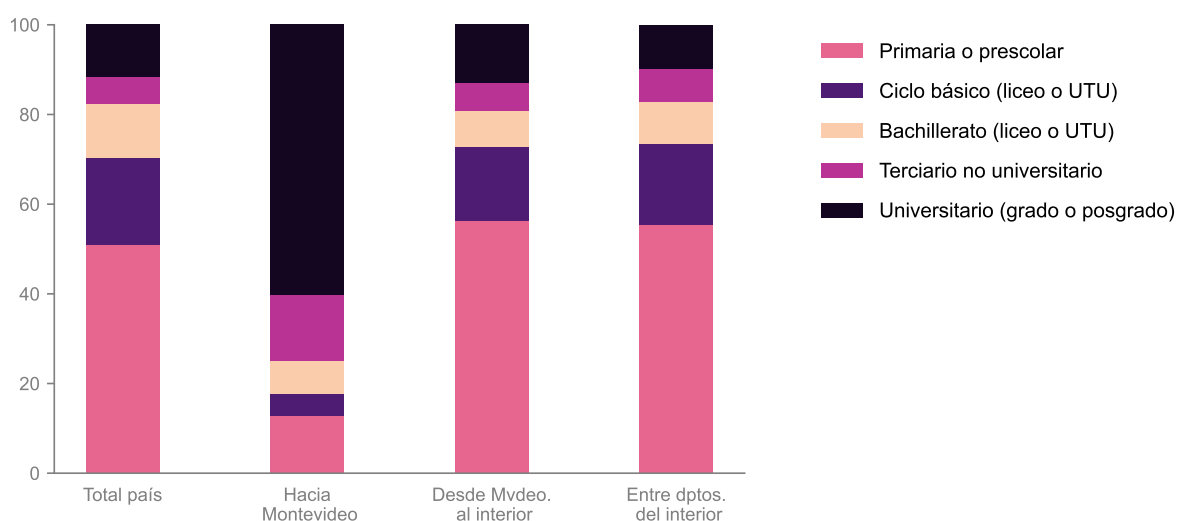


Figura 15: Nivel educativo actual.

En cuanto al nivel educativo más alto alcanzado, se puede apreciar que los grupos 1 y 2 tienen una distribución prácticamente similar, en tanto el grupo 3 presenta menor porcentaje de personas que han alcanzado los estudios universitarios, aún en comparación con los porcentajes de toda la población.

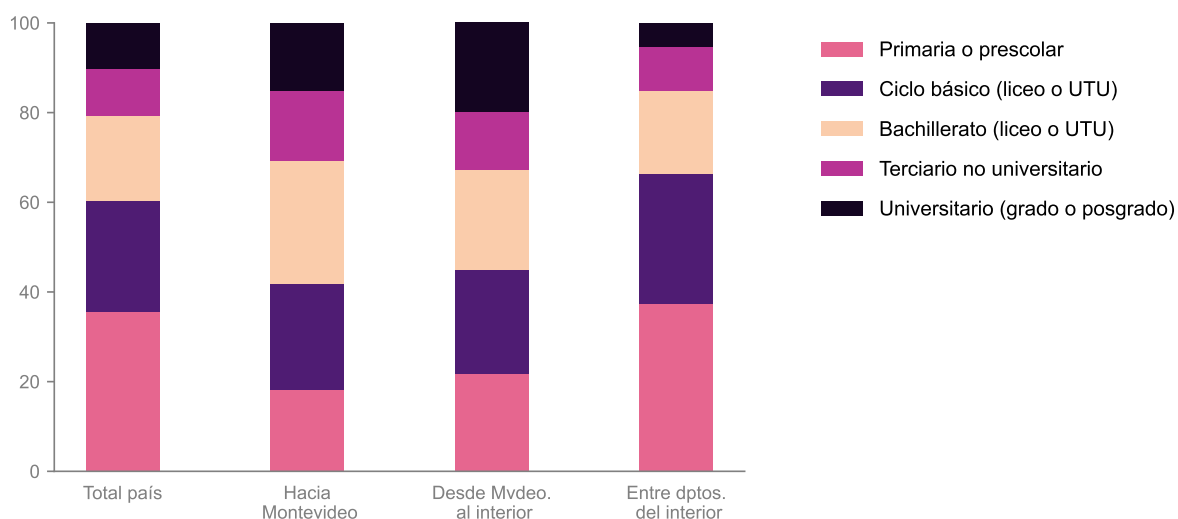


Figura 16: Máximo nivel educativo alcanzado.

5.3 Coeficientes de atracción mutua entre departamentos

Los coeficientes de atracción mutua dan información sobre la intensidad de flujos entre departamentos.

(5)

$$CAM = \left(\frac{M_{ij} + M_{ji}}{P_i + P_j} \right) \times 1000$$

Dónde M_{ij} es la corriente del departamento i al j y M_{ji} la del j al i , P_i y P_j son las poblaciones en origen y destino.

Macadar y Dominguez -Macadar y Domínguez (2008) lo calcularon a partir de los datos del Censo 1996.

Tabla 5: Matriz de coeficientes de atracción mutua interdepartamental 1996 (Macadar y Domínguez, 2005)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
depto origen																		
Artigas	4																	
Can.	34	2																
C. Largo	4	0	2															
Colonia	3	1	1	1														
Durazno	3	1	2	1	1													
Flores	1	0	1	0	2	4												
Florida	3	0	4	1	1	9	2											
Lavalleja	2	0	2	2	0	1	0	3										
Maldonado	5	2	4	5	3	2	2	3	13									
Paysandú	3	3	1	0	1	1	1	1	0	3								
R. Negro	2	1	1	0	1	2	2	1	0	2	9							
Rivera	5	2	2	2	1	1	0	1	0	1	2	1						
Rocha	3	0	2	1	1	1	0	1	3	11	1	1	0					
Salto	4	11	1	0	1	0	0	0	0	3	7	1	2	0				
San José	5	1	4	1	4	1	3	3	0	2	1	1	1	1	1			
Soriano	3	0	1	0	10	1	3	1	0	4	2	7	0	0	1	2		
Tacuarembó	4	1	2	3	1	6	1	1	0	3	4	2	8	1	3	1	1	
T. y Tres	2	0	1	13	1	2	0	2	7	7	0	0	1	5	0	1	1	1

Filtrando los datos del censo 2011 y aplicando la fórmula mencionada se pueden calcular los mismos coeficientes para el 2011.

Tabla 6: Matriz de coeficientes de atracción mutua interdepartamental 2011, elaboración propia en base a INE (2011)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
depto_origen																		
Artigas	3																	
Can.	26	1																
C. Largo	2	0	1															
Colonia	4	1	1	0														
Durazno	2	1	1	1	1													
Flores	1	0	0	0	1	3												
Florida	2	0	3	1	1	6	2											
Lavalleja	2	0	2	1	0	1	0	3										
Maldonado	4	2	3	4	2	1	1	2	6									
Paysandú	2	2	1	1	1	1	0	1	0	2								
R. Negro	2	1	1	0	2	1	2	1	0	2	7							
Rivera	3	2	2	2	1	1	0	1	0	1	1	1						
Rocha	2	0	1	1	0	1	0	1	2	7	0	1	0					
Salto	3	6	1	0	1	0	0	0	0	2	5	2	1	0				
San José	5	1	3	0	3	1	2	4	1	1	1	1	1	1	1			
Soriano	2	0	1	0	8	1	2	1	0	2	2	5	0	0	1	1		
Tacuarembó	3	1	1	2	1	4	1	1	1	2	3	2	5	0	2	1	1	
T. y Tres	1	0	1	7	0	2	0	1	4	5	0	0	1	3	0	0	0	1

Dicha matriz se puede representar en forma gráfica.

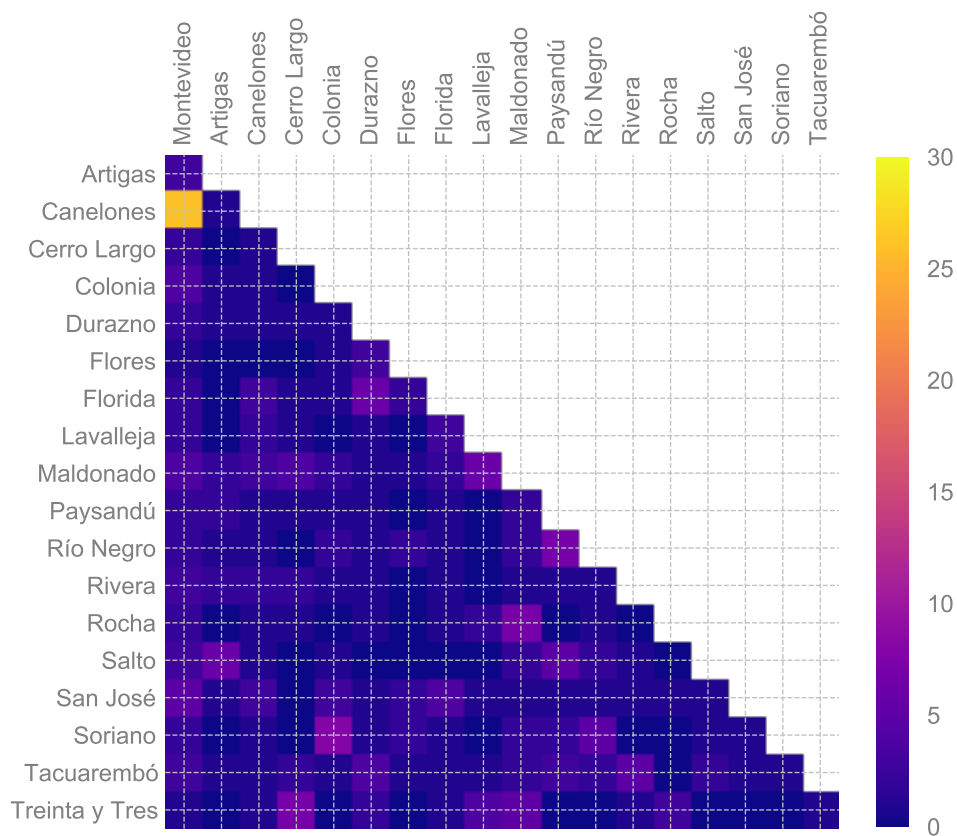


Figura 17: Matriz de CAM 2011.

La representación gráfica de las diferencias entre ambas matrices indica una tendencia general a la estabilidad o reducción de la atraktividad entre díadas, con algunas excepciones.

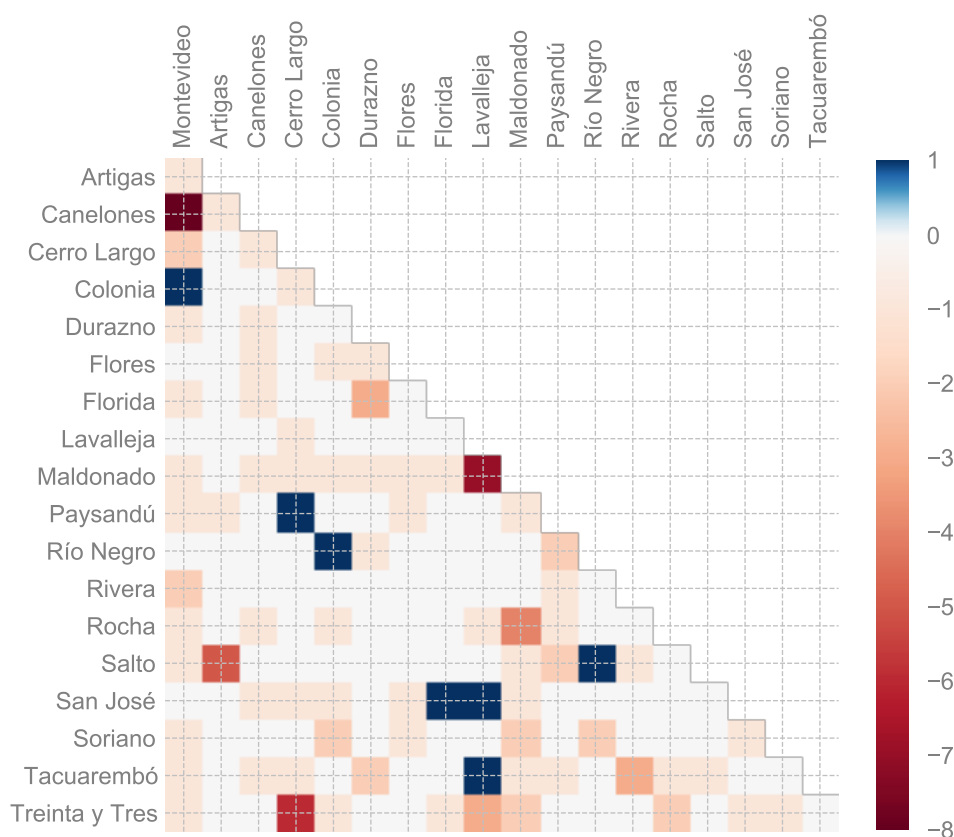


Figura 18: Diferencia en matrices de atracción mutua 1996-2011.

De la comparación surgen 14 díadas que aumentan su coeficiente de atractividad, 186 que lo mantienen y 142 que lo reducen. A continuación se presentan las díadas que aumentan su atractividad, evidenciando que en todos los casos los aumentos son de 1 unidad máximo.

depto_origen	depto_destino	CAM 1996	CAM 2011	migrantes
Colonia	Montevideo	3	4	2690
Montevideo	Colonia	3	4	2100
Florida	San José	3	4	321
San José	Florida	3	4	252
Río Negro	Colonia	1	2	176
Salto	Río Negro	1	2	161
Río Negro	Salto	1	2	133
Colonia	Río Negro	1	2	88
Cerro Largo	Paysandú	0	1	61
Tacuarembó	Lavalleja	0	1	50
Lavalleja	San José	0	1	45
Lavalleja	Tacuarembó	0	1	45
San José	Lavalleja	0	1	44
Paysandú	Cerro Largo	0	1	35

Se destacan las díadas Colonia-Montevideo y viceversa, posiblemente asociado a un mayor dinamismo económico en ambos departamentos.

5.4 El rol de la distancia en las migraciones internas

A continuación se presenta un breve análisis descriptivo relativo a la distancia en las migraciones internas, a partir de los censos 1996 y 2011.

Siguiendo los análisis presentes en la literatura, la distancia implica una reducción de flujos migratorios internos, que se puede visualizar graficando la cantidad de flujos contra la distancia de los mismos.

Utilizando la totalidad de flujos del censo 2011 se obtiene la siguiente gráfica.

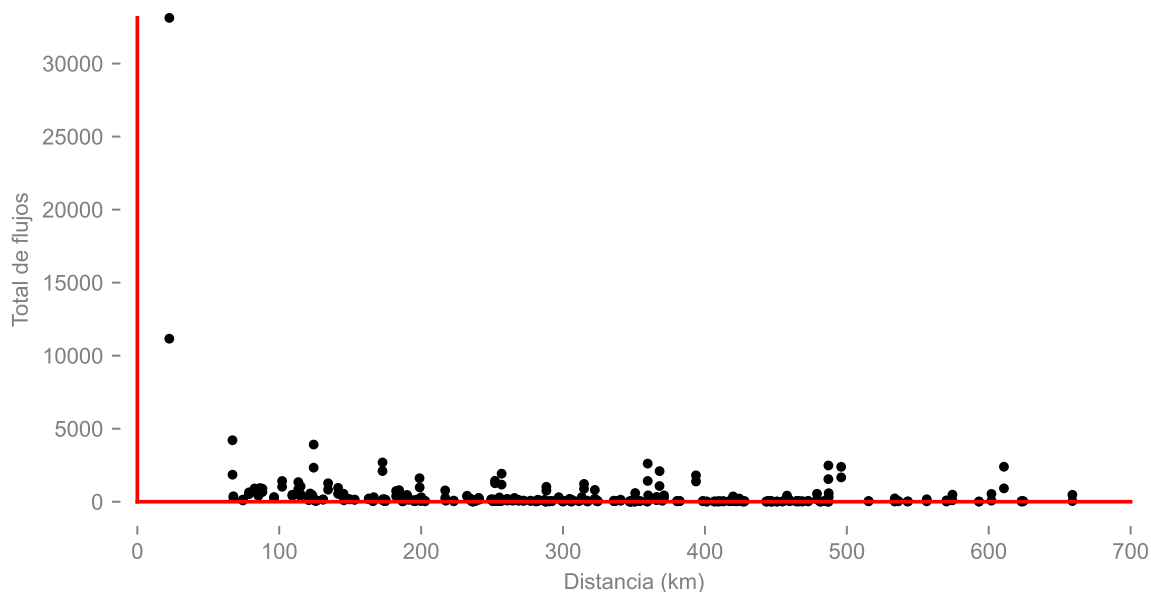


Figura 19: Migraciones internas contra distancia en el Censo 2011.

En la misma se puede apreciar el rol disuasorio de la distancia, aunque dado el carácter atípico de los flujos con origen y destino Montevideo, es conveniente graficar excluyendo dicho departamento.

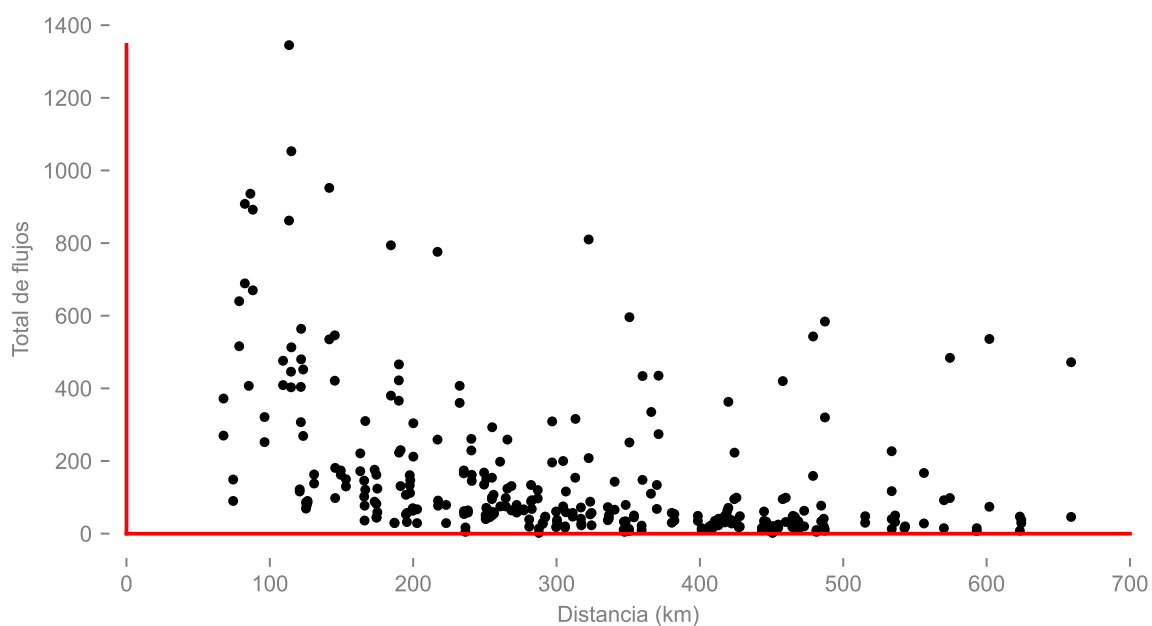


Figura 20: Migraciones internas contra distancia en el Censo 2011, sin Montevideo.

Dicha disposición es relativamente similar con los datos del Censo 1996.

Atendiendo a los valores absolutos de los flujos migratorios de 1996 y 2011, en el período 1991-1996 estos eran mayores en general

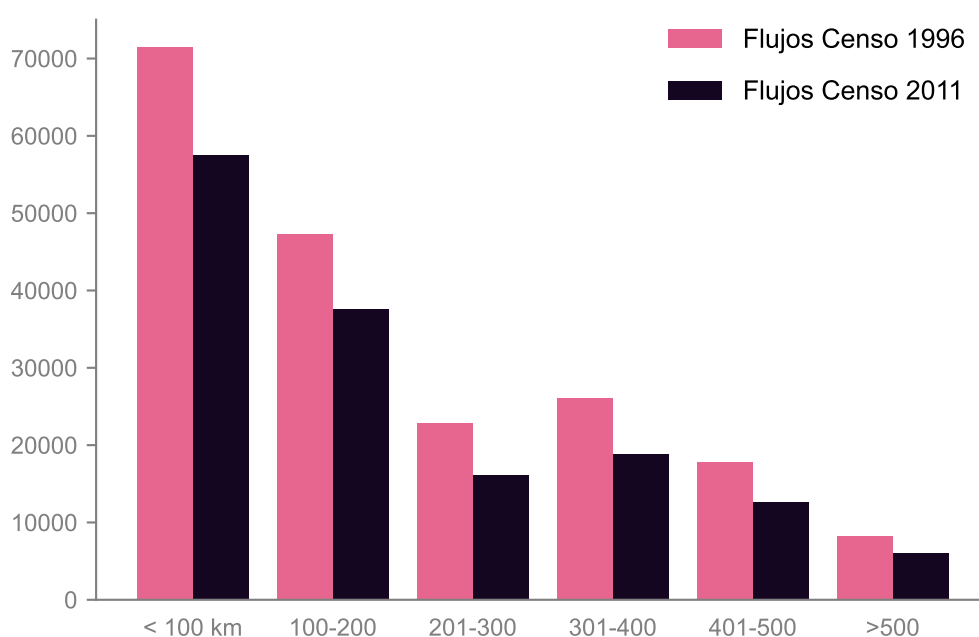


Figura 21: Migraciones internas por tramos de distancias 1996 y 2011, valores absolutos.

Por otro lado, si graficamos la distribución percentual, los datos del 2011 indican mayor concentración en distancias más cortas, en tanto que los del 1996 en distancias más largas.

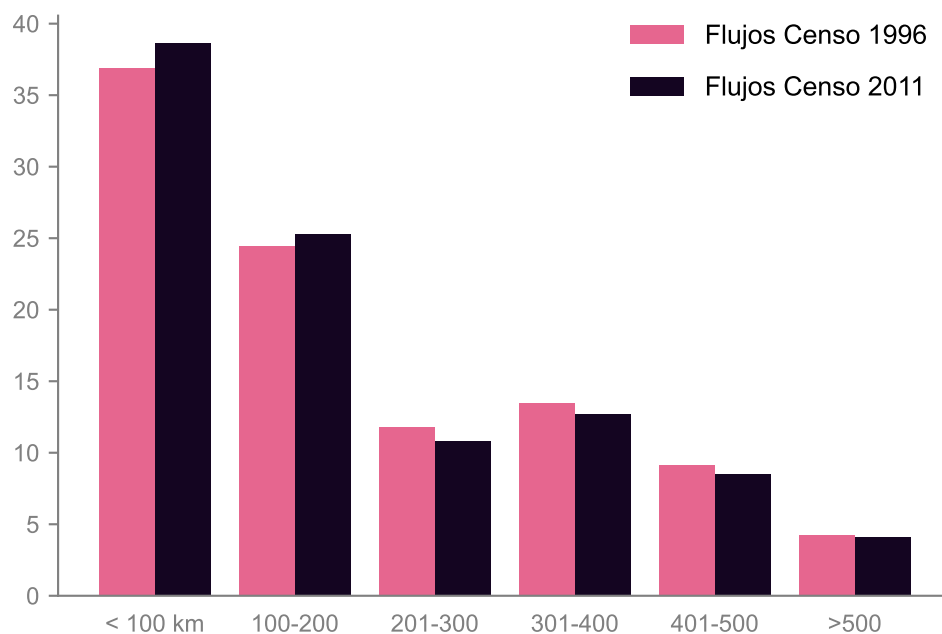


Figura 22: Migraciones internas por tramos de distancias 1996 y 2011, en porcentajes.

Con respecto a la edad y la distancias de los flujos, se identifica un comportamiento similar al ya mencionado, relativo a la mayor incidencia en edades en torno a los 20 años, probablemente asociado a las migraciones para acceder a la educación universitaria.

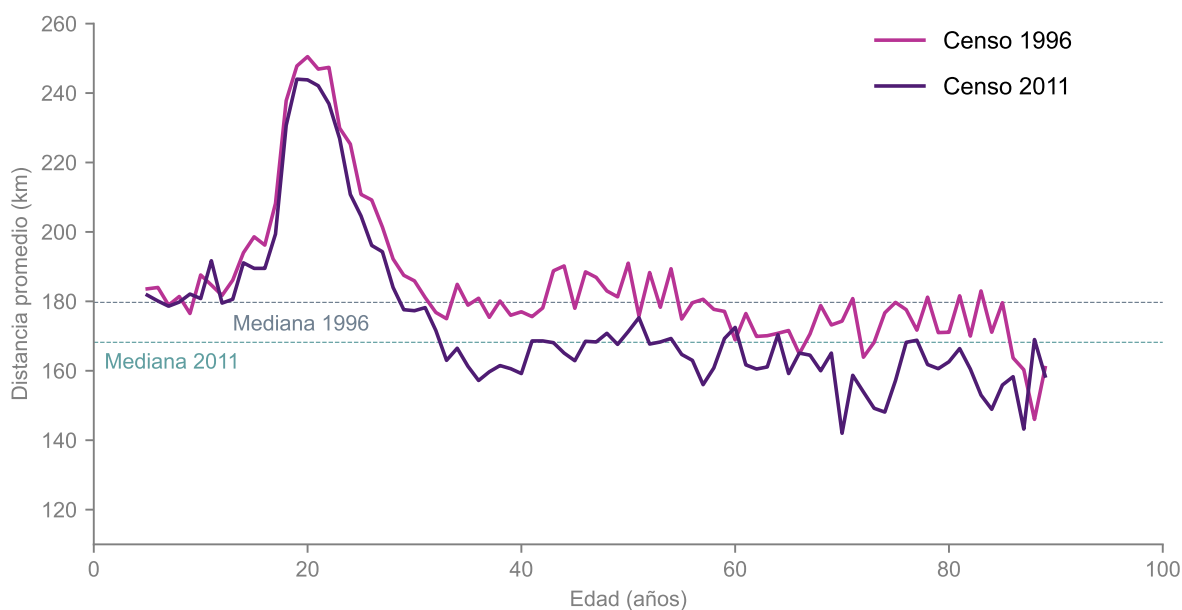


Figura 23: Migraciones internas: distancia según edades, 1996-2011.

En lo que refiere a las diferencias por sexo y su relación con la distancia de los flujos, se identifica una equiparación entres sexos en los datos de 2011, posiblemente asociada a la feminización de la masa de estudiantes universitarios.

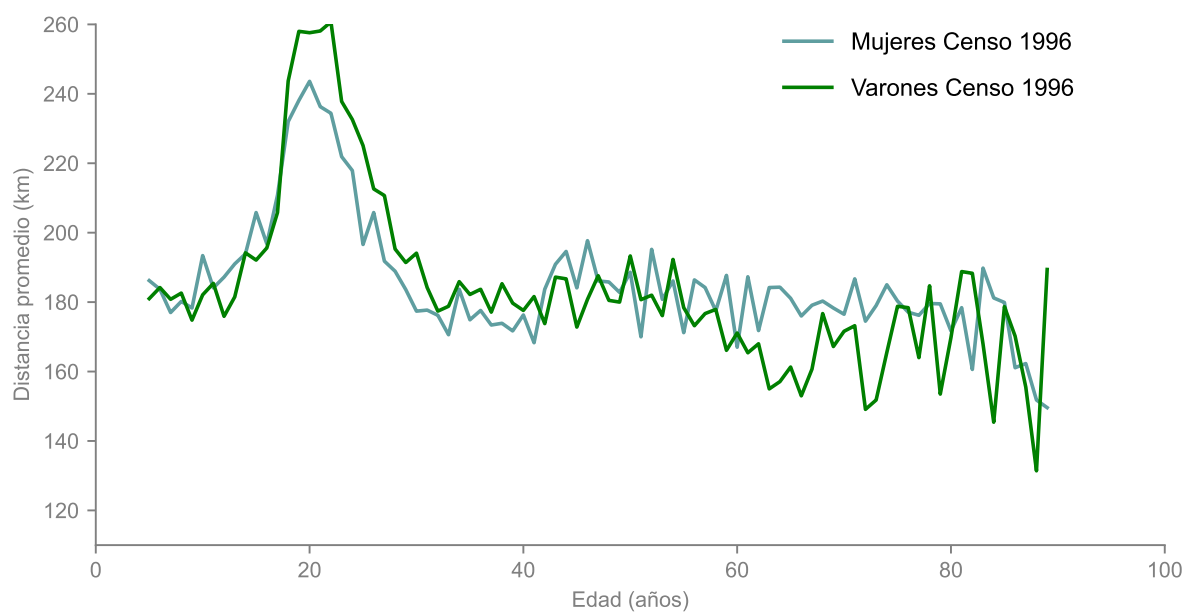


Figura 24: Migraciones internas: distancia según sexo, 1996.

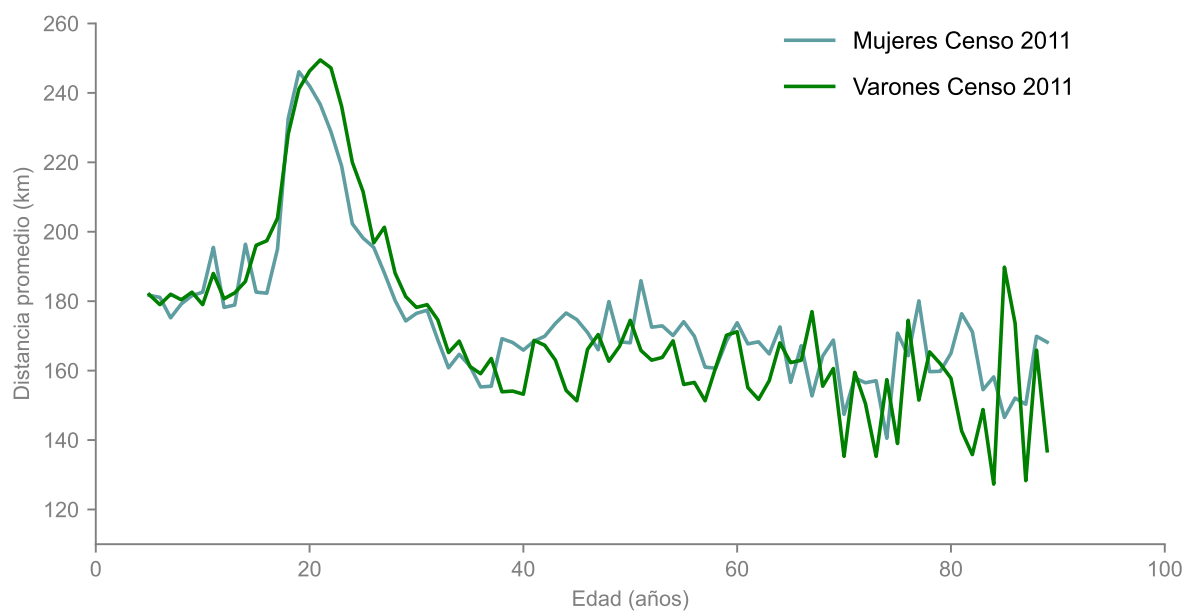


Figura 25: Migraciones internas: distancia según sexo, 2011.

6 Aplicación de modelos de interacción espacial

A continuación se presenta una aplicación de modelos de interacción espacial, basada en los datos del Censo INE 2011 publicados en su página web (INE, 2011b). A su vez, se utilizan las capas de polígonos de departamentos y de puntos de localidades del INE, identificando las capitales departamentales en esta última capa (INE, 2011b).

6.1 Generación de datos diádicos

Los modelos incluyen datos para cada conjunto de diádas, es decir relaciones uno a uno de entidades espaciales (en este caso, también podrían ser entidades aespaciales, dependiendo de la red que se esté analizando). Dado que la recolección y ordenamiento de los datos requirió un gran esfuerzo, se considera conveniente dar cuenta de dicho proceso.

6.1.1 Matriz de distancia

Se generó una matriz de distancias entre cada centro medio de población, calculada con la API Google Distance Matrix (Google, 2017b), que consta de distancias siguiendo el camino recomendado por la API Google Maps (Google, 2017a), por la red de caminería, entre el centro medio de población de cada departamento, obteniendo una matriz con 342 valores ((19x19)-19).

Al igual que en las investigaciones de Poot et al. -Poot et al. (2016) y Flowerdew et al. -Flowerdew (2010), se prefirió usar el centro medio de población en lugar del centroide del departamento, entendiendo que este representa con mayor fidelidad la concentración de población. El centro medio de población se calculó transfiriendo el conteo de habitantes del segmento censal al centroide de dicho segmento y luego aplicando la siguiente fórmula (Burt et al., 2009):

(6)

$$\bar{X}_w = \frac{\sum_{i=1}^n w_i X_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

(7)

$$\bar{Y}_w = \frac{\sum_{i=1}^n w_i Y_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

En este caso el “peso” (w) sería la población, en tanto que “x” e “y” son las coordenadas cartográficas de cada centroide. De esta forma se obtiene un par de coordenadas para cada departamento, que representa ese centro medio.

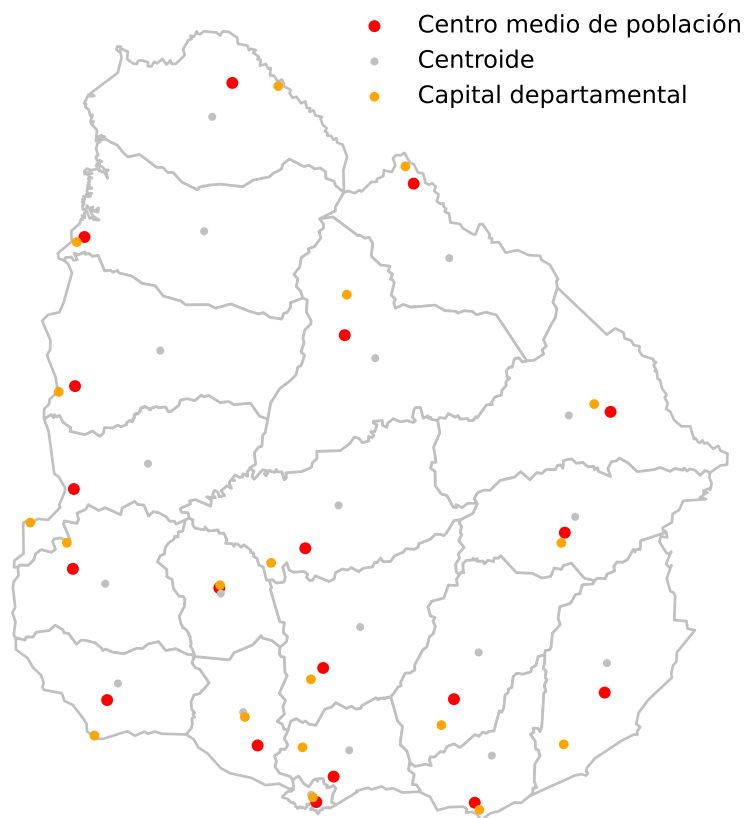


Figura 26: Centroides, capitales y centros medios de población de cada departamento.

Los casos de Salto, Paysandú, Rivera y Florida son ilustrativos, dado que la concentrar gran parte de su población de la capital departamental, su centro medio se encuentra próximo a la misma y muy alejado del centroide.

6.1.2 Población y migrantes internos

La población, que en la biliografía puede econtrarse referida como “masa”, en referencia a los antecedentes newtonianos de los modelos gravitatorios, es el conteo de personas de cada entidad.

Del procesamiento inicial de la variable “Lugar de residencia 5 años antes”, se obtiene una tabla que contiene un departamento de origen, uno de destino y una cantidad de personas que declaran haber vivido antes en el departamento de “origen”, habiendo sido relevadas en el departamento de “destino” al momento de la aplicación del formulario censal. Es decir, el dato diádico direccional que representa el flujo de migrantes recientes del departamento A la B.

Los datos pueden ser representados como una matriz, en la cual se utilizan los códigos INE de departamentos como identificadores en el eje X, para una representación adecuada.

Tabla 8: Matriz de movimientos entre departamentos (Censo INE 2011).

depto_destino	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	Total
depto_origen																				
Mvdeo.	0	914	33127	1387	2100	982	378	1026	825	3914	1075	886	1665	1266	1547	4209	1173	1421	760	58655
Artigas	2395	0	536	20	167	33	21	40	15	472	200	57	146	47	794	92	24	100	5	5164
Can.	11162	74	0	274	422	223	82	670	403	1345	148	154	320	360	159	908	154	251	124	17233
C. Largo	1805	15	435	0	63	67	5	73	131	810	61	41	145	95	19	49	34	135	476	4459
Colonia	2690	28	366	20	0	63	69	53	19	309	71	88	34	35	68	269	513	34	23	4752
Durazno	1610	32	466	64	70	0	149	404	67	198	59	62	42	61	28	124	32	212	77	3757
Flores	735	2	162	13	86	90	0	76	5	79	30	36	10	13	17	116	85	29	14	1598
Florida	1420	13	892	37	107	307	84	0	163	310	47	30	46	62	19	321	51	68	64	4041
Lavalleja	1264	7	446	64	39	29	17	138	0	936	28	11	25	150	15	45	11	45	221	3491
Maldonado	2333	46	862	208	196	75	58	121	407	0	95	95	117	535	98	131	110	71	259	5817
Paysandú	2096	75	434	35	151	55	29	57	37	420	0	640	66	50	480	116	98	229	25	5093
R. Negro	1219	30	316	20	176	54	77	27	15	223	516	0	54	48	133	107	270	89	9	3383
Rivera	2390	102	584	162	77	50	22	63	49	227	143	36	0	46	120	99	25	546	57	4798
Rocha	1435	8	407	59	49	18	7	45	130	952	32	30	17	0	29	45	18	21	162	3464
Salto	2481	380	543	18	134	14	20	48	20	484	564	161	97	38	0	99	75	166	8	5350
San José	1852	15	689	31	452	59	122	252	44	230	59	55	32	47	30	0	112	53	23	4157
Soriano	1922	9	293	12	1053	57	90	40	33	335	181	372	18	46	98	147	0	41	16	4763
Tacuarembó	2611	50	596	168	79	304	79	92	50	363	261	134	421	35	174	88	72	0	32	5609
T. y Tres	1024	10	259	409	41	91	2	58	172	776	16	16	23	174	13	28	25	38	0	3175
Total	42444	1810	41413	3001	5462	2571	1311	3283	2585	12383	3586	2904	3278	3108	3841	6993	2882	3549	2355	148759

En cuanto a la representación gráfica de dichos datos, los diagramas Sankey son adecuados. Dado que las diferencias en las magnitudes de los flujos son grande, se presentan los flujos con origen en Montevideo y Canelones en un gráfico, y en otro gráfico el resto de los orígenes.

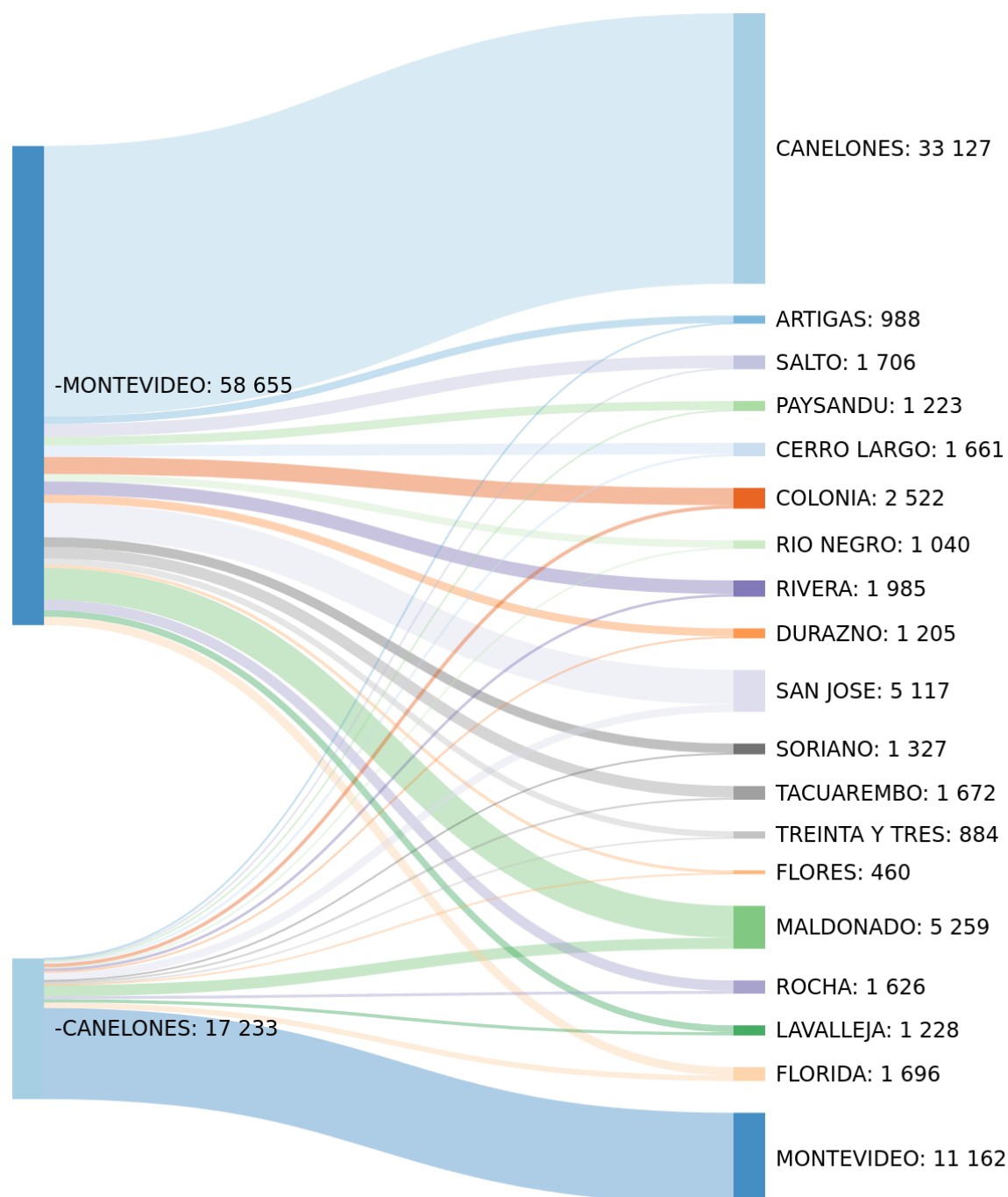


Figura 27: Diagrama Sankey de migraciones internas recientes con origen en Montevideo o Canelones.

Los flujos con origen en Montevideo y Canelones, a parte de ellos mismos como destino (algo ya analizado previamente), se dirigen con mayor intensidad a Maldonado y San José.

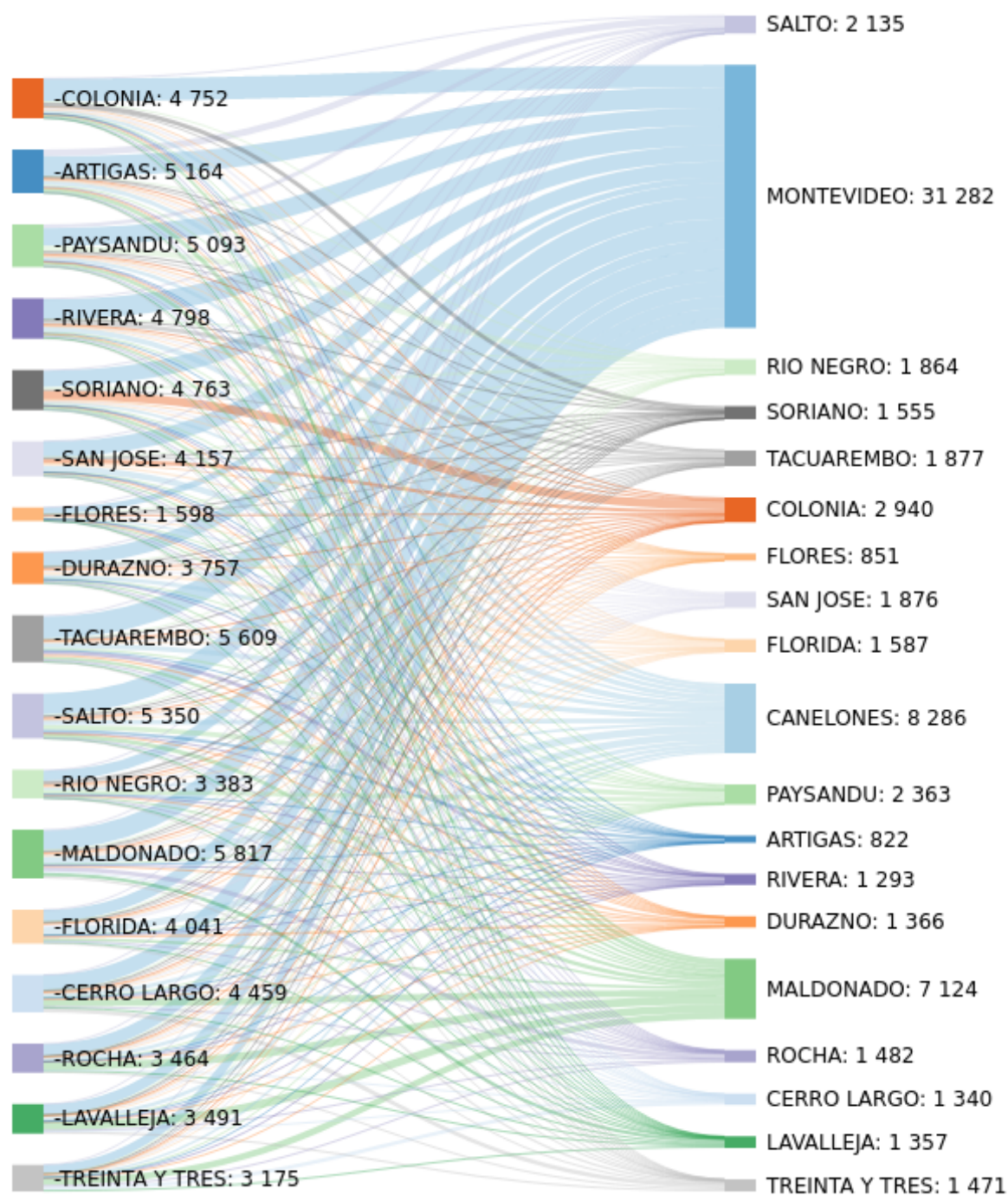


Figura 28: Diagrama Sankey de migraciones internas recientes con origen en otros departamentos, exceptuando Montevideo o Canelones.

A partir de ambos gráficos se resalta el rol de Montevideo y Canelones, tanto como origen como destino. En segundo lugar se destaca Maldonado, fundamentalmente como destino. En un lejano cuarto lugar, aparece el departamento de Colonia como destino.

6.1.3 Vecindad

Según la bibliografía relevada (LeSage y Fischer, 2016) y los supuestos teóricos, la vecindad entre entidades geográficas, es decir la existencia de un límite geográfico compartido, influye positivamente en la cantidad de flujos entre díadas.

Para calcular la misma, se simplificó la geometría de la capa de departamentos del INE, dado que no se requiere gran precisión, y se corrigieron los errores topológicos presentes, utilizando el software QGIS (QGIS Association, 2021). También se calculó la distancia del límite compartido en el caso de haberlo.

De esa forma se genera una variable *dummy* para cada díada, identificando cuales departamentos comparten límites, y para aquellos que los comparten se adiciona el dato del largo del límite compartido.

6.2 Especificación y calibración de modelos de interacción espacial restringidos en origen

A continuación se presenta una aplicación de un modelo restringido en origen, seleccionando solo las variables “logaritmo del PBI en destino” y “logaritmo de la distancia”. El procesamiento es similar al aplicado por (Dennett, 2018) y su adaptación al lenguaje de programación Python (Lewis, 2018).

El modelo se define de la siguiente forma:

(8)

$$T_{ij} = A_i O_i W_j^\alpha d_{ij}^{-\beta}$$

dónde

(9)

$$O_i = \sum_j T_{ij}$$

(10)

$$A_i = \frac{1}{\sum_j W_j^\alpha d_{ij}^{-\beta}}$$

En el modelo restringido en origen O_i no tiene parámetro dado que refiere valores conocidos. A_i es un factor de balance que refiere a cada origen i . Más específicamente A_i permite que la suma de los valores estimados sea igual al total conocido O_i .

La forma multiplicativa del modelo puede ser modificada, re-especificado el modelo como un modelo de regresión de Poisson (Dennett, 2018). Para ello se aplica el logaritmo al lado derecho de la ecuación, y asumiendo que están logarítmicamente vinculados a la media con distribución de Poisson (λ_{ij}) de la variable T_{ij} , se obtiene

(11)

$$\lambda_{ij} = \exp(\mu_i + \alpha \ln W_j - \beta \ln d_{ij})$$

Reemplazamos la variable independiente (los estimados T_{ij}) por la media de la distribución de Poisson λ_{ij} , la cual se asume como modelada por una combinación lineal de las variables del modelo.

En esta ecuación μ_i es el equivalente al vector $A_i O_i$, pero en la terminología de una regresión log-lineal se pueden describir como variables dummy. En la práctica, en el modelo de regresión μ_i será tomado como un predictor categórico, por ende en el modelo de regresión de Poisson

los valores de O_i son reemplazados por un identificador categórico del origen, por ejemplo el código INE o el nombre del departamento (Dennett, 2018).

El primer modelo se corrió con las variables departamento de destino, logaritmo del PBI departamental en destino y logaritmo de la distancia.

Dep. Variable:	personas_mig	No. Observations:	342
Model:	GLM	Df Residuals:	321
Model Family:	Poisson	Df Model:	20
Link Function:	log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-14973.
Date:	Mon, 03 May 2021	Deviance:	27718.
Time:	19:09:00	Pearson chi2:	3.00e+04
No. Iterations:	6		

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
nom_depto_orig[ARTIGAS]	0.8906	0.075	11.948	0.000	0.745	1.037
nom_depto_orig[CANELONES]	0.3788	0.069	5.491	0.000	0.244	0.514
nom_depto_orig[CERRO LARGO]	0.5190	0.074	6.988	0.000	0.373	0.665
nom_depto_orig[COLONIA]	0.1648	0.073	2.255	0.024	0.022	0.308
nom_depto_orig[DURAZNO]	-0.0837	0.073	-1.140	0.254	-0.227	0.060
nom_depto_orig[FLORES]	-1.0428	0.075	-13.842	0.000	-1.190	-0.895
nom_depto_orig[FLORIDA]	-0.3389	0.073	-4.672	0.000	-0.481	-0.197
nom_depto_orig[LAVALLEJA]	-0.3429	0.073	-4.688	0.000	-0.486	-0.200
nom_depto_orig[MALDONADO]	0.2271	0.073	3.128	0.002	0.085	0.369
nom_depto_orig[MONTEVIDEO]	2.5748	0.067	38.545	0.000	2.444	2.706
nom_depto_orig[PAYSANDU]	0.5033	0.073	6.882	0.000	0.360	0.647
nom_depto_orig[RIO NEGRO]	-0.0120	0.073	-0.164	0.870	-0.156	0.132
nom_depto_orig[RIVERA]	0.7054	0.074	9.489	0.000	0.560	0.851
nom_depto_orig[ROCHA]	0.0459	0.074	0.618	0.537	-0.100	0.192
nom_depto_orig[SALTO]	0.7632	0.074	10.334	0.000	0.618	0.908
nom_depto_orig[SAN JOSE]	-0.4887	0.072	-6.775	0.000	-0.630	-0.347
nom_depto_orig[SORIANO]	0.2470	0.073	3.389	0.001	0.104	0.390
nom_depto_orig[TACUAREMBO]	0.6533	0.074	8.878	0.000	0.509	0.798
nom_depto_orig[TREINTA Y TRES]	-0.0210	0.074	-0.283	0.777	-0.167	0.125
log_pbi_destino	0.8527	0.002	355.615	0.000	0.848	0.857
log_dist	-0.7834	0.003	-224.855	0.000	-0.790	-0.777

De los resultados se desprende un parámetro α relacionado a la atractividad del destino con un valor de 0,8527.

El parámetro β relativo al decaimiento por la distancia es de -0,7830. El coeficiente para cada origen es el valor registrado $A_i O_i$ para ese origen.

Se identifican cuatro departamentos para los cuales el modelo no devuelve un p-valor mayor a 0,05: Durazno, Río Negro, Rocha y Treinta y Tres (no podemos rechazar la hipótesis nula).

A partir de los parámetros calculados se procede a la estimación del modelo restringido en origen. Los parámetros se insertan en la ecuación nro. 4.

(12)

$$\lambda_{ij} = \exp(\mu_i + 0,8527 \ln W_j + 0,7830 \ln d_{ij})$$

Se recuperan los valores μ_i que el modelo devuelve para cada departamento.

A continuación se presenta el resultado de la estimación del modelo en forma de matriz.

Tabla 9: Matriz de movimientos entre departamentos estimada mediante SIM restringido en origen.

depto_destino	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	Total
depto_origen																				
Mvdeo.	0	484	29872	797	3397	1081	705	2378	1714	5034	1237	1285	769	1159	953	4712	1438	900	739	58654
Artigas	1761	0	423	144	252	107	64	121	99	253	266	206	337	106	378	163	173	219	92	5164
Can.	14004	54	0	93	351	125	81	297	216	602	140	144	87	137	107	445	161	102	88	17234
C. Largo	1713	85	426	0	198	107	54	120	128	305	137	117	173	147	135	144	115	153	202	4459
Colonia	2291	47	505	62	0	97	85	129	86	229	150	184	70	73	106	263	242	83	50	4752
Durazno	1601	43	394	74	212	0	100	145	87	197	115	113	73	71	87	156	125	100	65	3758
Flores	657	16	162	24	117	63	0	54	30	73	56	57	27	24	37	80	67	35	20	1599
Florida	2092	29	557	49	168	86	51	0	95	217	77	74	48	63	57	192	80	59	47	4041
Lavalleja	1679	27	451	58	125	58	31	106	0	362	60	57	44	93	47	120	61	49	62	3490
Maldonado	3157	44	805	89	212	84	49	155	234	0	100	97	69	174	80	198	104	76	88	5815
Paysandú	1778	105	429	91	319	112	87	125	88	228	0	480	130	81	355	180	283	155	65	5091
R. Negro	1200	53	286	51	255	71	57	79	55	145	312	0	71	50	145	124	307	82	40	3383
Rivera	1722	207	415	181	234	110	64	121	100	248	203	170	0	110	222	161	144	282	104	4798
Rocha	1513	38	383	89	141	63	34	93	123	363	73	70	64	0	63	119	72	65	99	3465
Salto	1851	202	445	122	306	114	77	126	94	248	481	302	193	93	0	181	230	205	80	5350
San José	2502	24	505	36	207	56	46	116	65	168	67	71	38	48	49	0	82	46	32	4158
Soriano	1824	60	435	68	456	107	92	115	80	211	249	418	81	70	150	197	0	97	55	4765
Tacuarembó	2103	140	509	167	287	158	88	157	118	284	253	205	295	116	247	201	178	0	105	5611
T. y Tres	1274	44	323	162	128	75	37	91	110	243	78	73	80	130	71	104	74	77	0	3174
Total	44722	1702	37325	2357	7365	2674	1802	4528	3522	9410	4054	4123	2649	2745	3289	7740	3936	2785	2033	148761

Se puede apreciar como en la columna “Total” los valores se mantienen con respecto a la tabulación de los datos originales (salvo pequeñas variaciones producto del redondeo). En tanto en la fila “Total” los valores son totalmente diferentes. Esto evidencia la restricción que caracteriza el modelo, ya que se toman los valores conocidos en origen como limitante.

Se puede expresar de la siguiente forma:

(13)

$$\sum_j T_{ij} = \sum_j \lambda_{ij} = O_i$$

y

(14)

$$\sum_i T_{ij} = \sum_i \lambda_{ij} \neq D_j$$

El modelo presenta los siguientes valores de bondad de ajuste:

$$R^2 = 0,9738$$

$$RMSE = 322,3049$$

6.3 Modelos de interacción espacial de doble restricción

A continuación se presenta una primera aplicación del modelo doblemente restringido, seleccionando solo las variables “logaritmo del PBI en destino” y “logaritmo de la distancia” al igual que se aplicó en el modelo anterior. Con respecto a los modelos restringidos en origen (o en destino) los modelos de restricción doble cargan con la limitación de no permitir la inclusión de variables específicas del origen o del destino, por el contrario estas variables deben ser relativas a ambos (Dennett, 2018).

(15)

$$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j d_{ij}^{-\beta}$$

dónde

(16)

$$O_i = \sum_j T_{ij}$$

(17)

$$D_j = \sum_i T_{ij}$$

(18)

$$A_i = \frac{1}{\sum_j B_j D_j d_{ij}^{-\beta}}$$

(19)

$$B_j = \frac{1}{\sum_i A_i O_i d_{ij}^{-\beta}}$$

La dificultad de este modelo reside en que A_i depende de B_j y viceversa. Esta utilización de

los factores de balance es referida como “maximización de la entropía” (van der Gaag et al., 2003), haciendo referencia al concepto de entropía de la ciencias de la información (Wilson, 1971). Para sortear esta dificultad se fija el valor inicial de B_j en 1, para luego iterar, refinando el valor de cada parámetro en cada iteración, hasta que sea estable, es decir hasta que converjan (Dennett, 2018).

A continuación se presentan los resultados de correr el modelo:

Dep. Variable:	personas_mig	No. Observations:	342
Model:	GLM	Df Residuals:	304
Model Family:	Poisson	Df Model:	37
Link Function:	log	Scale:	1.0000
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-12551.
Date:	Sat, 28 Aug 2021	Deviance:	22874.
Time:	11:25:54	Pearson chi2:	2.48e+04
No. Iterations:	6		

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
nom_depto_orig[ARTIGAS]	14.0447	0.067	209.954	0.000	13.914	14.176
nom_depto_orig[CANELONES]	13.7795	0.056	245.266	0.000	13.669	13.890
nom_depto_orig[CERRO LARGO]	13.6917	0.066	207.106	0.000	13.562	13.821
nom_depto_orig[COLONIA]	13.3995	0.064	208.238	0.000	13.273	13.526
nom_depto_orig[DURAZNO]	13.1491	0.065	203.134	0.000	13.022	13.276
nom_depto_orig[FLORES]	12.2069	0.067	182.316	0.000	12.076	12.338
nom_depto_orig[FLORIDA]	12.9097	0.063	204.827	0.000	12.786	13.033
nom_depto_orig[LAVALLEJA]	12.8718	0.064	201.843	0.000	12.747	12.997
nom_depto_orig[MALDONADO]	13.4865	0.063	213.154	0.000	13.363	13.611
nom_depto_orig[MONTEVIDEO]	15.7551	0.059	266.276	0.000	15.639	15.871
nom_depto_orig[PAYSANDU]	13.7261	0.065	211.006	0.000	13.599	13.854
nom_depto_orig[RIO NEGRO]	13.2245	0.065	202.366	0.000	13.096	13.353
nom_depto_orig[RIVERA]	13.8745	0.066	209.632	0.000	13.745	14.004
nom_depto_orig[ROCHA]	13.2331	0.066	201.422	0.000	13.104	13.362
nom_depto_orig[SALTO]	13.9645	0.066	211.910	0.000	13.835	14.094
nom_depto_orig[SAN JOSE]	12.8017	0.062	206.577	0.000	12.680	12.923
nom_depto_orig[SORIANO]	13.4951	0.065	208.987	0.000	13.368	13.622
nom_depto_orig[TACUAREMBO]	13.8493	0.065	212.197	0.000	13.721	13.977
nom_depto_orig[TREINTA Y TRES]	13.1650	0.066	199.889	0.000	13.036	13.294
nom_depto_des[T.CANELONES]	1.7617	0.026	68.885	0.000	1.712	1.812
nom_depto_des[T.CERRO LARGO]	0.3463	0.030	11.615	0.000	0.288	0.405
nom_depto_des[T.COLONIA]	0.6366	0.027	23.375	0.000	0.583	0.690
nom_depto_des[T.DURAZNO]	-0.1375	0.031	-4.468	0.000	-0.198	-0.077
nom_depto_des[T.FLORES]	-0.9061	0.036	-24.902	0.000	-0.977	-0.835
nom_depto_des[T.FLORIDA]	-0.1281	0.029	-4.342	0.000	-0.186	-0.070
nom_depto_des[T.LAVALLEJA]	-0.2408	0.031	-7.816	0.000	-0.301	-0.180
nom_depto_des[T.MALDONADO]	1.3627	0.025	53.762	0.000	1.313	1.412
nom_depto_des[T.MONTEVIDEO]	2.8784	0.025	116.952	0.000	2.830	2.927
nom_depto_des[T.PAYSANDU]	0.3837	0.029	13.261	0.000	0.327	0.440
nom_depto_des[T.RIO NEGRO]	0.0782	0.030	2.598	0.009	0.019	0.137
nom_depto_des[T.RIVERA]	0.4657	0.029	15.847	0.000	0.408	0.523
nom_depto_des[T.ROCHA]	0.2618	0.030	8.834	0.000	0.204	0.320
nom_depto_des[T.SALTO]	0.6079	0.029	21.243	0.000	0.552	0.664
nom_depto_des[T.SAN JOSE]	0.4724	0.027	17.644	0.000	0.420	0.525
nom_depto_des[T.SORIANO]	0.0685	0.030	2.275	0.023	0.009	0.127
nom_depto_des[T.TACUAREMBO]	0.4089	0.029	14.123	0.000	0.352	0.466
nom_depto_des[T.TREINTA Y TRES]	-0.0533	0.031	-1.701	0.089	-0.115	0.008
log_dist	-0.7135	0.004	-160.057	0.000	-0.722	-0.705

De los resultados se desprende un parámetro α relacionado a la atractividad del destino con un valor de 0,8490.

El parámetro β relativo al decaimiento por la distancia es de -0,7130.

El coeficiente para cada origen o destino es el valor registrado $A_i O_i$ para ese origen o destino.

A continuación se presenta la matriz de origen destino con los valores estimados a partir de los coeficientes calculados anteriormente.

Tabla 10: Matriz de movimientos entre departamentos estimada mediante SIM de doble restricción.

depto_destino	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	Total
depto_origen																				
Mvdeo.	0	518	31740	1002	2410	1005	496	1633	1199	6301	1091	899	957	1265	1118	4018	1029	1137	839	58657
Artigas	1665	0	551	177	189	102	47	91	75	346	226	142	378	120	404	158	125	263	105	5164
Can.	13455	73	0	145	312	144	71	251	186	933	154	125	134	186	157	480	143	161	123	17233
C. Largo	1600	88	546	0	149	101	40	89	93	405	121	84	204	159	156	138	85	188	213	4459
Colonia	2150	52	658	83	0	95	61	98	67	321	136	131	92	87	129	247	173	110	62	4752
Durazno	1514	48	512	95	160	0	69	106	66	274	104	82	93	83	105	150	92	128	76	3757
Flores	628	19	212	32	87	58	0	41	23	104	51	41	35	29	45	76	49	46	24	1600
Florida	1919	33	697	65	128	83	38	0	71	297	71	55	63	73	71	180	61	78	56	4039
Lavalleja	1517	30	556	74	95	55	23	76	0	457	55	42	56	101	58	114	46	64	70	3489
Maldonado	2968	51	1037	119	169	86	39	119	172	0	97	75	94	198	103	197	83	105	106	5818
Paysandú	1738	112	578	121	243	110	64	97	70	327	0	318	165	97	395	179	203	199	80	5096
R. Negro	1177	58	387	69	192	71	42	62	44	209	261	0	92	60	169	123	212	108	49	3385
Rivera	1629	200	540	217	176	105	47	91	75	340	176	119	0	124	249	155	106	331	118	4798
Rocha	1391	41	482	110	107	60	25	69	88	461	67	51	80	0	75	113	54	83	108	3465
Salto	1806	203	598	158	234	113	57	98	74	353	401	209	236	111	0	179	168	257	96	5351
San José	2323	28	656	50	160	57	35	89	52	242	65	54	53	59	64	0	65	64	41	4157
Soriano	1784	67	586	92	336	106	67	90	64	304	221	281	108	85	180	194	0	130	68	4763
Tacuarembó	1998	144	666	206	217	149	64	117	89	393	220	144	342	133	279	194	132	0	121	5608
T. y Tres	1181	46	410	188	97	71	27	67	78	318	70	53	97	138	84	99	55	97	0	3176
Total	42443	1811	41412	3003	5461	2571	1312	3284	2586	12385	3587	2905	3279	3108	3841	6994	2881	3549	2355	148767

Comparando la matriz de valores estimados mediante el modelo de restricción doble con la matriz de datos relevados en el censo se puede ver como los valores totales de origen y destino O_i y D_j se mantienen prácticamente iguales, con algunas diferencias producto del redondeo, lo que equivale a la siguientes afirmaciones:

(20)

$$\sum_j T_{ij} = \sum_j \lambda_{ij} = O_i$$

y

(21)

$$\sum_i T_{ij} = \sum_i \lambda_{ij} = D_j$$

6.4 Visualización de los flujos migratorios y las variables independientes

La visualización de las variables independientes y la variables dependiente nos puede dar una noción sobre la correlación entre ambas.

En el caso de los flujos contra la distancia, se puede ver una leve correlación, opacada por sos valores atípicos, Montevideo y Canelones. Se escalaron los valores usando una función de potencia, lo que quiere decir que para el aumento de la distancia en 1 unidad habrá un descenso en los flujos de 1 a la -2 (Dennett, 2018).

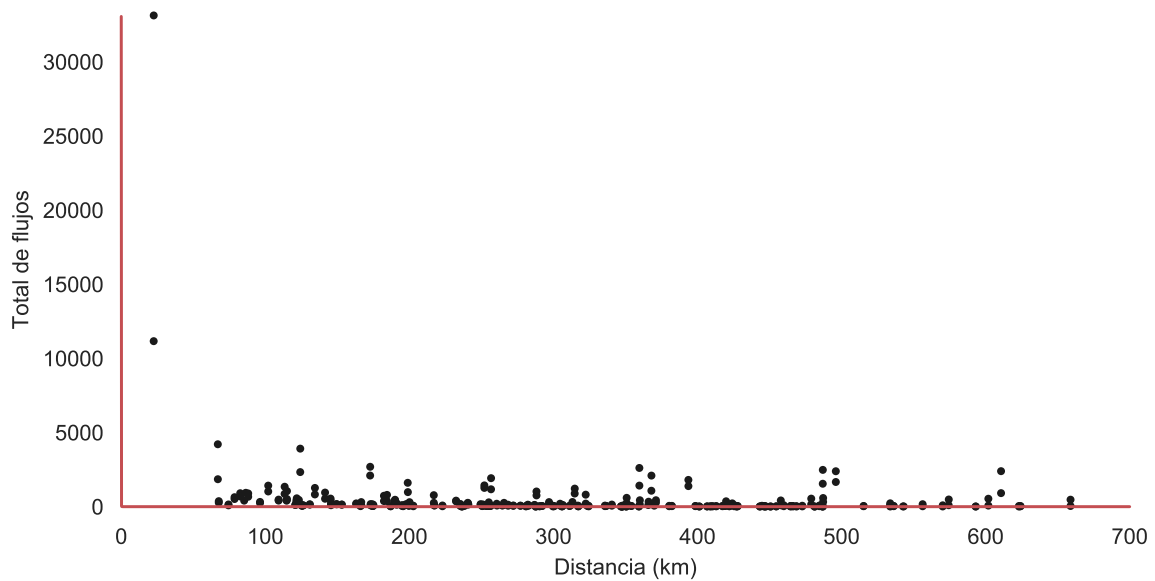


Figura 29: Flujos migratorios contra distancia entre centros medios de población.

Realizando la misma gráfica extrayendo los valores de Montevideo y Canelones, se puede apreciar mejor la correlación.

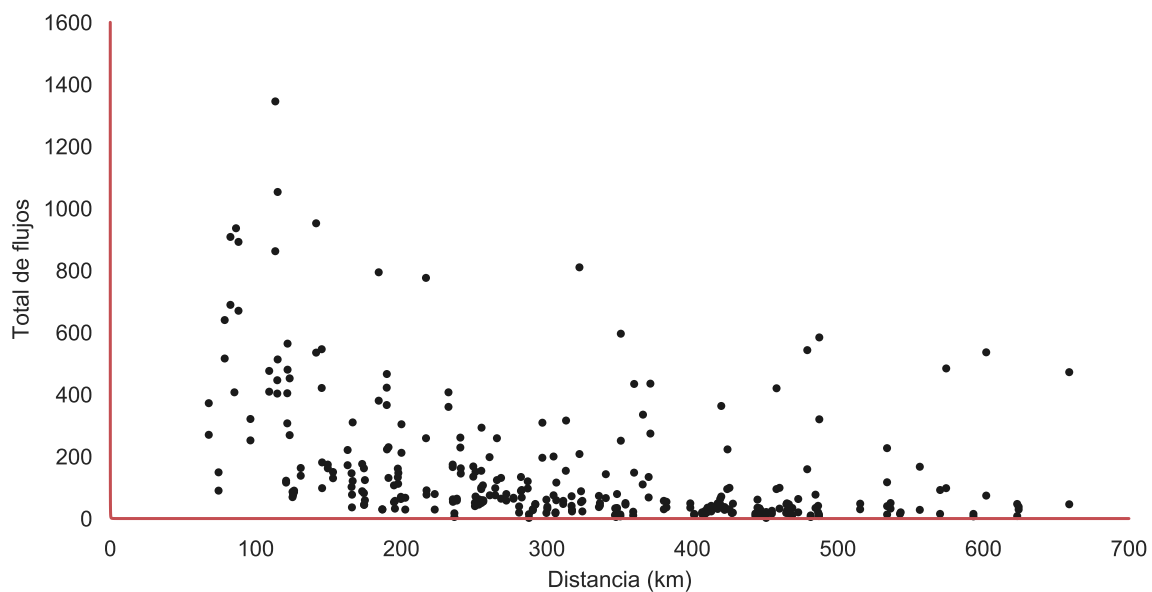


Figura 30: Flujos migratorios (sin Montevideo ni Canelones) contra distancia entre centros medios de población.

Con respecto a la población en origen, utilizando una relación lineal, la representación gráfica no evidencia correlación entre dicha variable y la cantidad de flujos

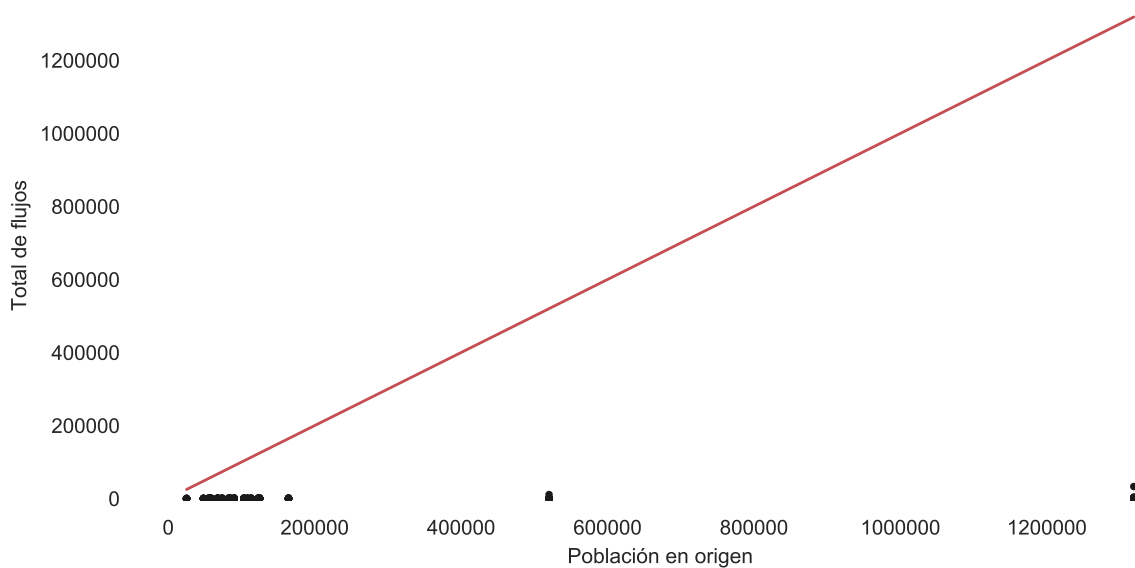


Figura 31: Flujos migratorios contra población en origen.

Eliminando los valores de Montevideo y Canelones, tampoco se obtiene un gráfico que exprese una correlación relevante.

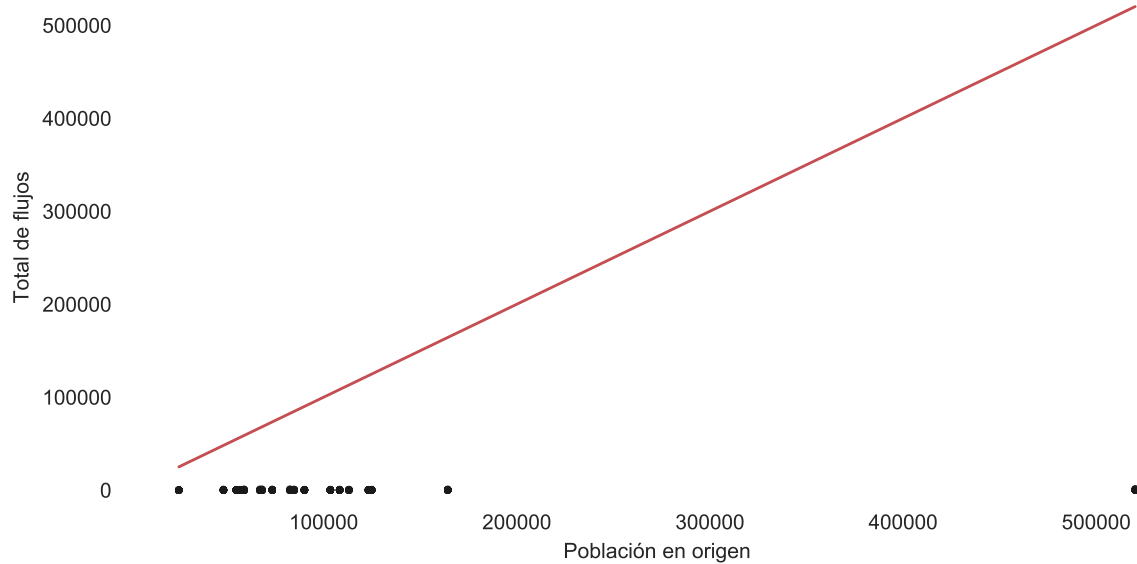


Figura 32: Flujos migratorios contra población en origen.

El PBI en destino evidencia una leve correlación con los flujos migratorios sobre todo al excluir Montevideo del análisis.

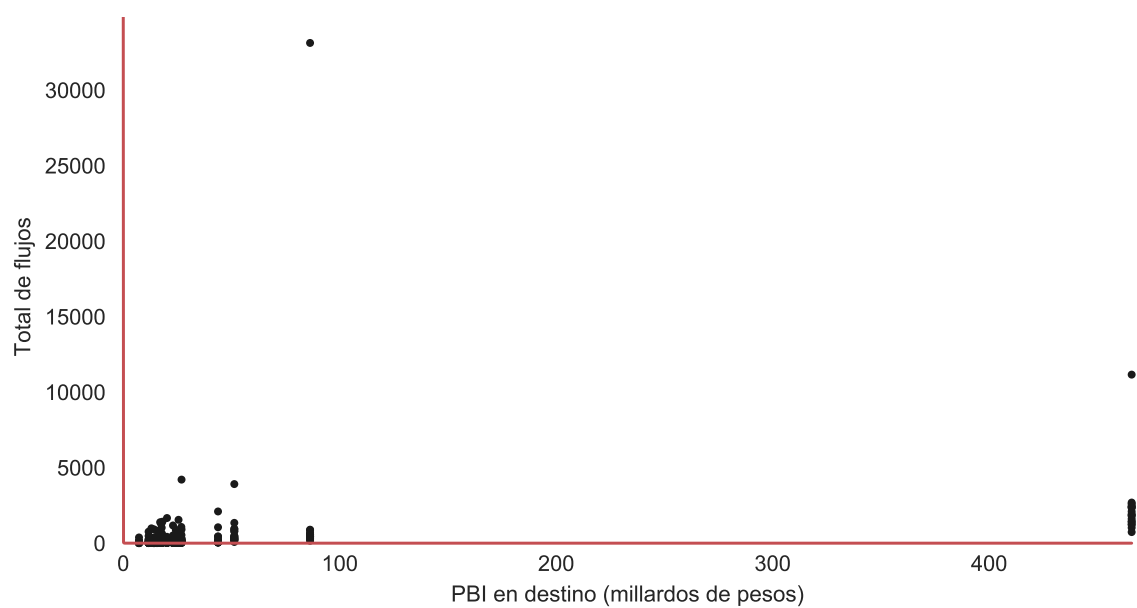


Figura 33: Flujos migratorios contra PBI en destino.

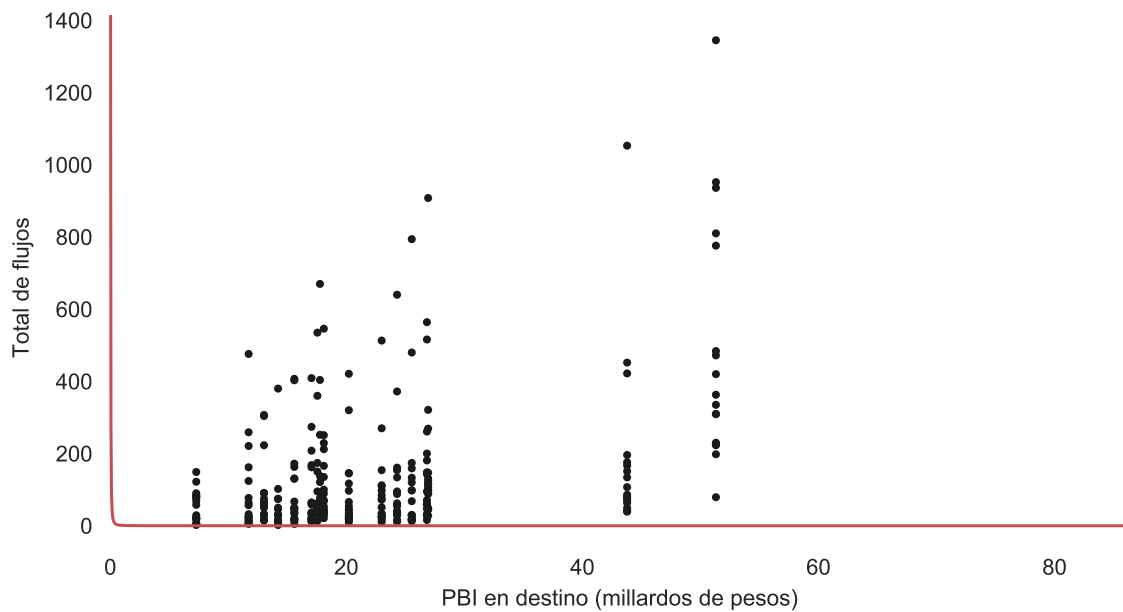


Figura 34: Flujos migratorios contra PBI en destino.

6.5 Selección de modelos de interacción espacial restringidos en origen

Al momento se ha ejemplificado con dos modelos, con objetivos descriptivos y para conocer su funcionamiento. Por razones operativas se decidió continuar con la aplicación de modelos en el lenguaje de programación R.

En función del relevamiento bibliográfico y de los datos disponibles se decidió modelar los flujos entre departamentos a partir de las siguientes variables independientes:

- Departamento de origen
- Variable *dummy* para identificar departamentos con límites compartidos
- Largo del límite compartido entre departamentos (en kilómetros)
- PBI en departamento de destino (en miles de millones de pesos)
- Distancia por ruta entre los centros medios de población de cada departamento (en kilómetros)

Los resultados del modelo se pueden apreciar en el siguiente cuadro resumen:

Tabla 11: MIE restringido en origen

	Variable dependiente
	personas_mig
nom_depto_origARTIGAS	12.037*** (11.148, 12.925)
nom_depto_origCANELONES	11.842*** (10.958, 12.727)
nom_depto_origCERRO LARGO	11.703*** (10.814, 12.592)
nom_depto_origCOLONIA	11.400*** (10.512, 12.288)
nom_depto_origDURAZNO	11.157*** (10.268, 12.046)
nom_depto_origFLORES	10.207*** (9.318, 11.096)
nom_depto_origFLORIDA	10.932*** (10.044, 11.820)
nom_depto_origLAVALLEJA	10.908*** (10.020, 11.796)
nom_depto_origMALDONADO	11.490*** (10.602, 12.379)
nom_depto_origMONTEVIDEO	13.794*** (12.906, 14.682)
nom_depto_origPAYSANDU	11.715*** (10.828, 12.603)
nom_depto_origRIO NEGRO	11.207*** (10.318, 12.096)
nom_depto_origRIVERA	11.876*** (10.987, 12.765)
nom_depto_origROCHA	11.254*** (10.365, 12.143)
nom_depto_origSALTO	11.950*** (11.061, 12.838)
nom_depto_origSAN JOSE	10.823*** (9.935, 11.710)
nom_depto_origSORIANO	11.488*** (10.600, 12.376)
nom_depto_origTACUAREMBO	11.843*** (10.954, 12.731)
nom_depto_origTREINTA Y TRES	11.187*** (10.298, 12.076)
log(pob_destino)	0.418*** (0.393, 0.443)
log(edad_prom_des)	−3.093*** (−3.337, −2.849)
log(pbi_destino_millardos)	0.522*** (0.497, 0.547)
log(porc_ocupados_des)	0.851*** (0.668, 1.034)
log(dist_km)	−0.691*** (−0.699, −0.682)
Observations	342
Log Likelihood	−13,551.250
Akaike Inf. Crit.	27,150.510

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Los coeficientes presentados pueden ser interpretados de la siguiente manera.

- Con respecto a la variable “largo_limite”, el aumento de un 10% en largo del límite compartido redundaría en un aumento de los flujos de salida del 2,93%.
- Al aumentar un 10% el PBI en el departamento de destino, aumentarían los flujos un 10.08% en promedio.
- Al aumentar la distancia un 10%, los flujos de salida decaen en un 2.08% en promedio
- La variable de límites compartidos no devuelve resultados coherentes (VER)
- Las variables dummies de cada departamento devuelven todas coeficientes positivos, interpretándose todos como expulsores (VER)

(AGREGAR CUADRO CON TODOS LOS COEF?) (AGREGAR FORMULA?)

Luego se re-estima el modelo con Montevideo como categoría de referencia, obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 12: MIE restringido en origen con Montevideo como categoría de referencia

	Variable dependiente
	personas_mig
nom_depto_origARTIGAS	−2.460*** (−2.496, −2.425)
nom_depto_origCANELONES	−2.506*** (−2.526, −2.487)
nom_depto_origCERRO LARGO	−2.751*** (−2.786, −2.715)
nom_depto_origCOLONIA	−2.758*** (−2.790, −2.727)
nom_depto_origDURAZNO	−3.123*** (−3.159, −3.088)
nom_depto_origFLORES	−3.970*** (−4.020, −3.919)
nom_depto_origFLORIDA	−3.265*** (−3.298, −3.231)
nom_depto_origLAVALLEJA	−3.414*** (−3.451, −3.378)
nom_depto_origMALDONADO	−2.670*** (−2.699, −2.641)
nom_depto_origPAYSANDU	−2.715*** (−2.748, −2.682)
nom_depto_origRIO NEGRO	−3.173*** (−3.210, −3.135)
nom_depto_origRIVERA	−2.614*** (−2.650, −2.579)
nom_depto_origROCHA	−3.112*** (−3.150, −3.074)
nom_depto_origSALTO	−2.594*** (−2.628, −2.559)
nom_depto_origSAN JOSE	−3.384*** (−3.419, −3.348)
nom_depto_origSORIANO	−2.855*** (−2.887, −2.822)
nom_depto_origTACUAREMBO	−2.690*** (−2.724, −2.657)
nom_depto_origTREINTA Y TRES	−3.179*** (−3.218, −3.140)
dummy_limit	−2.918*** (−3.051, −2.784)
log(largo_limite_km)	0.303*** (0.292, 0.313)
log(pbi_destino_millardos)	1.008*** (1.002, 1.014)
log(dist_km)	−0.220*** (−0.233, −0.207)
Constant	5.891*** (5.777, 6.005)
Observations	342
Log Likelihood	−9,459.723
Akaike Inf. Crit.	18,965.450

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

En tercer lugar, siguiendo los ejemplos ejemplos relevados (Dennett, 2018; Devillanova y García-Fontes, 1998), se estimó un modelo basado en la distribución binomial negativa con las mismas variables independientes.

Los resultados según el error mínimo cuadrado favorecen el modelo Poisson. Por el contrario, para el AIC los resultados son opuestos, favoreciendo el modelo con la Binomial negativa:

RMSE Poisson: 242,52

AIC Poisson: 18965,45

RMSE Binomial negativa = 4698,92

AIC Binomial negativa = 3797,29

6.6 Escenarios

En este apartado se presentan escenarios de migración interna, producto de la aplicación de los modelos estimados anteriormente, pero con diferentes valores para las variables independientes.

En el caso del PBI departamental, dado que no se cuenta con nuevas estimaciones, se asume un crecimiento distribuido en forma regular entre los departamentos, según los datos publicados por en la web del Banco Mundial.

7 Pendientes

- Modelar excluyendo Montevideo.
- Generación de escenarios
- Tablero: agregar modelación y escenarios
- Conclusiones
- Discusión

8 Bibliografía

- Aldashev, A., y Dietz, B. (2011). *Determinants of Internal Migration in Kazakhstan*. Arbeiten aus dem Osteuropa-Institut Regensburg.
- Aldashev, A., y Dietz, B. (2014). Economic and Spatial Determinants of Interregional Migration in Kazakhstan. *Economic Systems*, 38(3), 379-396.
- Andrienko, Y., y Guriev, S. (2004). Determinants of Interregional Mobility in Russia. *Economics of transition*, 12(1), 1-27.
- Arbia, G., y Petrarca, F. (2016). Effects of Scale in Spatial Interaction Models. En *Spatial Econometric Interaction Modelling* (pp. 85-101). Springer.
- Bengochea, J. (2011). Migración Interna. En Programa de Población, *Perfil Migratorio de Uruguay* (pp. 84-98). OIM.
- Boyle, P. J., Flowerdew, R., y Shen, J. (1998). Modelling Inter-Ward Migration in Hereford and Worcester: The Importance of Housing Growth and Tenure. *Regional Studies*, 32(2), 113-132. <https://doi.org/10.1080/00343409850123017>
- Burt, J. E., Barber, G. M., y Rigby, D. L. (2009). *Elementary Statistics for Geographers*. Guilford Press.
- Busso, G., y Rodríguez Vignoli, J. (2009). *Migración Interna y Desarrollo En América Latina Entre 1980 y 2005: Un Estudio Comparativo Con Perspectiva Regional Basado En Siete Países*. CEPAL. https://www.cepal.org/sites/default/files/publication/files/2541/S0800671_es.pdf
- Calvo, J. J. (1995). *La Migración Interna En El Uruguay Entre 1980 y 1985*. Facultad de Ciencias Sociales.
- Calvo, J. J. (2012). *Uruguay: Revisión de Antecedentes y Análisis Crítico de La Situación Actual En Términos de Corrientes Migratorias*. https://observatorio.mtop.gub.uy/docs/Revision_de_antecedentes_y_analisis_critico.pdf
- Cebula, R. J. (2005). Internal Migration Determinants: Recent Evidence. *International Advances in Economic Research*, 11(3), 267-274. <https://doi.org/10.1007/s11294-005-6656-8>
- Cebula, R. J., y Alexander, G. M. (2006). Determinants of Net Interstate Migration, 2000-2004. *Journal of Regional Analysis and Policy*, 8. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.132323>
- Champion, A. G., Fotheringham, S., Rees, P., Boyle, P., y Stillwell, J. (1998). *The Determinants of Migration Flows in England: A Review of Existing Data and Evidence: A Report Prepared for the Department of the Environment, Transport and the Regions*. Department of Geography, University of Newcastle upon Tyne Newcastle upon Tyne.
- D'Angelo, G. (2016). *Análisis de Riesgo de La Zona Costera de Canelones: La Información Geográfica Como Herramienta Para La Gestión Del territorio* [Universidad de la República]. www.bib.fcien.edu.uy/files/etd/pasan/uy24-18286.pdf
- de Haas, Miller, y Castles. (2015). *The Age of Migration: International Population Movements in the Modern World*. (5.^a ed.). Palgrave.
- Dennett, A. (2012). Estimating Flows between Geographical Locations: «Get Me Started in» Spatial Interaction Modelling. *UCL working paper series*, 181, 1-24. <http://www.indigo-sandbox.ucl.ac.uk/bartlett/casa/pdf/paper181>
- Dennett, A. (2018). Modelling Population Flows Using Spatial Interaction Models. *Australian Population Studies*, 2, 33-58. <http://hdl.handle.net/11343/233564>
- Dennett, A., y Wilson, A. (2013). A Multilevel Spatial Interaction Modelling Framework for Estimating Interregional Migration in Europe. *Environment and Planning A*, 45(6), 1491-1507.
- Devillanova, C., y García-Fontes, W. (1998). *Migration across Spanish Provinces: Evidence*

- from the Social Security Records (1978-1992). Universitat Pompeu Fabra Economics WP No. 318. <https://ssrn.com/abstract=135410>
- Etzo, I. (2011). The Determinants of the Recent Interregional Migration Flows in Italy: A Panel Data Analysis. *Journal of Regional Science*, 51(5), 948-966.
- Fang, C., y Dwen, W. (2003). Migration as Marketization: What Can We Learn from China's 2000 Census Data? *China Review*, 73-93.
- Filiztekin, A., y Gökhan, A. (2008). The Determinants of Internal Migration in Turkey. *International Conference on Policy Modelling*, 24.
- Flowerdew, R. (2010). Modelling Migration with Poisson Regression. En J. Stillwell, O. Duke-Williams, y A. Dennett, *Technologies for Migration and Commuting Analysis: Spatial Interaction Data Applications* (pp. 261-279). Business Science Reference.
- Folgar, L. (2005). Crónica de Una Urbanización Decretada. *Anuario Antropología Social y Cultural en Uruguay 2004-2005*.
- Fotheringham, A. S., Champion, T., Wymer, C., y Coombes, M. (2000). Measuring Destination Attractivity: A Migration Example. *International Journal of Population Geography*, 6(6), 391-421.
- Garrocho, C. (1996). Un Modelo de Simulación de Los Flujos de Migración Interna de México: Aplicación Empírica de Un Modelo de Interacción Espacial. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 11(3), 433. <https://doi.org/10.24201/edu.v11i3.977>
- Google. (2017a). *Google Distance Matrix API*.
- Google. (2017b). *Google Maps API*.
- Gregory, D., Johnston, R., Pratt, G., Watts, M., y Whatmore, S. (2009). *The Dictionary of Human Geography*. Blackwell.
- He, J., y Pooler, J. A. (2003). Modeling China's Province-to-Province Migration Flows Using Spatial Interaction Model with Additional Variables. *Geography Research Forum*, 23, 30-55.
- Hernández, S. (1999). *Extensión de Un Área Metropolitana a Través de La Migración Interna: El Caso de La Denominada Ciudad de La Costa Entre 1963 y 1996*. http://www.cyta.com.ar/suplementos/gecon/articulos/articulos_archivos/geonomia_4.htm
- INE. (2011a). *CENSO 2011*. <http://www.ine.gub.uy/censos2011/resultadosfinales/canelones.html>
- INE. (2011b). *Microdatos CENSO 2011* [Data set]. <http://www.ine.gub.uy/web/guest/censos1>
- King, R. (2012). Geography and Migration Studies: Retrospect and Prospect. *Population, Space and Place*, 18(2), 134-153. <https://doi.org/10.1002/psp.685>
- King, R., y Skeldon, R. (2010). «Mind the Gap!» Integrating Approaches to Internal and International Migration. *Journal of Ethnic and Migration Studies*, 36(10), 1619-1646. <https://doi.org/10.1080/1369183X.2010.489380>
- Koolhaas, M. (2013). Migración Interna y Distribución Espacial de La Población Uruguaya. En J. Bengochea, A. Pellegrino, y C. Varela Petit, *Detrás de Los Tres Millones. La Población Uruguaya Luego Del Censo 2011* (pp. 43-48).
- Lamonica, G. R. (2018). An Analysis of Methods for the Treatment of Autocorrelation in Spatial Interaction Models. *Rivista Italiana di Economia Demografia e Statistica*, 72(2), 17.
- LeSage, J. P., y Fischer, M. M. (2016). Spatial Regression-Based Model Specifications for Exogenous and Endogenous Spatial Interaction. En *Spatial Econometric Interaction Modelling* (pp. 15-36). Springer.
- Lewis, D. (2018). *Constrained Spatial Interaction Models*. https://github.com/danlewis85/UCL_CASA_Urban_Simulation
- Li, F., Feng, Z., Li, P., y You, Z. (2017). Measuring Directional Urban Spatial Interaction in China:

- A Migration Perspective. *PloS one*, 12(1), e0171107. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0171107>
- López Trigal, L., Fernandes, J. A. R., Sposito, E. S., y Trinca Fighera, D. (Eds.). (2015). *Diccionario de geografía aplicada y profesional*. Universidad de León.
- Lucas, R. E. (1997). Internal Migration in Developing Countries. *Handbook of population and family economics*, 1, 721-798.
- Macadar, D. (1995). *Migración Interna En Los Asentamientos Fronterizos de Uruguay* [Facultad de Ciencias Sociales]. https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/34790/S9500524_es.pdf?sequence=1
- Macadar, D. (2009). *El relevamiento de la migración interna e internacional en el censo de Uruguay 2010*.
- Macadar, D., y Domínguez, P. (2008). Migración Interna. En C. Varela (Ed.), *Demografía de Una Sociedad En Transición. La Población Uruguaya a Inicios Del Siglo XXI* (pp. 83-112). Trilce. <https://www.colibri.udelar.edu.uy/jspui/bitstream/20.500.12008/7611/1/Demografia%20de%20una%20sociedad%20en%20transicion.pdf>
- Massey, D. S., Arango, J., Hugo, G., Kouaouci, A., Pellegrino, A., y Taylor, J. E. (1993). Theories of International Migration: A Review and Appraisal. *Population and Development Review*, 19(3), 431-466. <https://doi.org/10.2307/2938462>
- McNamara, A., y Lunzer, A. (2016). *Exploring the Effects of Spatial Aggregation*. 9.
- Mitze, T. (2016). On the Mutual Dynamics of Interregional Gross Migration Flows in Space and Time. En R. Patuelli y G. Arbia (Eds.), *Spatial Econometric Interaction Modelling* (pp. 415-439). Springer.
- Morrison, P. A., Bryan, T. M., y Swanson, D. A. (2004). Internal Migration and Short-Distance Mobility. En J. S. Siegel, D. A. Swanson, y H. S. Shryock, *The Methods and Materials of Demography*. Emerald Group Publishing Limited.
- O'Kelly, M. E. (2009). Spatial Interaction Models. En R. Kitchin (Ed.), *International Encyclopedia of Human Geography*. Elsevier.
- OPP. (2016). *Producto Interno Bruto Regional 2008-2011*. https://otu.opp.gub.uy/sites/default/files/docsBiblioteca/producto_2008_2011.pdf
- Patuelli, R., y Arbia, G. (2016a). *Spatial Econometric Interaction Modelling*. Springer.
- Patuelli, R., y Arbia, G. (2016b). Spatial Econometric Interaction Modelling: Where Spatial Econometrics and Spatial Interaction Modelling Meet. En *Spatial Econometric Interaction Modelling* (pp. 1-12). Springer.
- Peeters, L. (2012). Gravity and Spatial Structure: The Case of Interstate Migration in Mexico. *Journal of Regional Science*, 52(5), 819-856. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.2012.00770.x>
- Pellegrino, A. (2009). *Uruguay: País de Migrantes Internos y Externos*. PNUD Uruguay.
- Petrucelli, J. L. (1979). La Migración Interna En El Uruguay. Bases Para Su Estudio. *Cuadernos del CIESU*, 26.
- Piras, R. (2017). A Long-run Analysis of Push and Pull Factors of Internal Migration in Italy. Estimation of a Gravity Model with Human Capital Using Homogeneous and Heterogeneous Approaches. *Papers in Regional Science*, 96(3), 571-602.
- Poot, J., Alimi, O., Cameron, M. P., y Maré, D. C. (2016). The Gravity Model of Migration: The Successful Comeback of an Ageing Superstar in Regional Science. *Journal of Regional Research*, 36, 63-86. https://old.aecr.org/images/ImatgesArticles/2016/12/03_Poot.pdf?_ga=2.55014123.1552965545.1616863761-1595351148.1612365166
- Prates, S. (1977). Ganadería Extensiva y Población: Las Condiciones de Emergencia de Un

- Tipo Organizativo de La Producción Rural. *Cuadernos del CIESU*, 17.
- Puyol, R., Estébanez, J., y Méndez, R. (1995). *Geografía Humana* (Tercera Edición). Cátedra.
- QGIS Association. (2021). *QGIS Geographic Information System*. <http://www.qgis.org>
- Rogers, A., Willekens, F., Little, J., y Raymer, J. (2002). Describing Migration Spatial Structure. *Papers in Regional Science*, 81(1), 29-48.
- Royuela, V., y Ordóñez, J. (2018). Internal Migration in a Developing Country: A Panel Data Analysis of Ecuador (1982–2010). *Papers in Regional Science*, 97(2), 345-367.
- Sanders, L. (2013). *Models in Spatial Analysis*. John Wiley & Sons.
- Santos, J. M. (1994). Los Modelos de Interacción Espacial y El Análisis de Los Flujos Migratorios Interregionales: Aplicación al Territorio Español. *Espacio, Tiempo y Forma*, 51-81. <http://e-spacio.uned.es/fez/eserv.php?pid=bibliuned:ETFSerieVI1994-2010&dsID=Documento.pdf>
- Sarra, A. L., y Del Signore, M. (2010). A Dynamic Origin-Constrained Spatial Interaction Model Applied to Poland's Inter-Provincial Migration. *Spatial Economic Analysis*, 5(1), 29-41.
- Shen, J. (2017). Modelling Interregional Migration in China in 2005–2010: The Roles of Regional Attributes and Spatial Interaction Effects in Modelling Error. *Population, Space and Place*, 23(3), e2014. <https://doi.org/10.1002/psp.2014>
- Universidad de la República. (2013). *VII Censo de Estudiantes Universitarios de Grado*. <http://www.universidad.edu.uy/renderResource/index/resourceId/30152/siteId/1>
- van der Gaag, N., van Wissen, L., Rees, P., Stillwell, J., y Kupiszewski, M. (2003). *Study of Past and Future Interregional Migration Trends and Patterns within European Union Countries: In Search of a Generally Applicable Explanatory Model*. Eurostat.
- Weidlich, W., y Haag, G. (1988). *Interregional Migration: Dynamic Theory and Comparative Analysis* (Vol. 4). Springer.
- Wilson, A. G. (1971). A Family of Spatial Interaction Models, and Associated Developments. En *Environment and Planning* (Vol. 3, pp. 1-32).
- Yano, K., Nakaya, T., Fotheringham, A. S., Openshaw, S., y Ishikawa, Y. (2003). A Comparison of Migration Behaviour in Japan and Britain Using Spatial Interaction Models. *International Journal of Population Geography*, 9(5), 419-431.
- Yaojun, Z., Danlin, Y., y Qiao, C. (2019). Investigating China's Inter-Prefecture Migration from a Place Attractivity Perspective, Its Spatial Patterns, and Demographic Characteristics. *Demographic Research*, 41, 1007-1020.