

**Si vas lejos, coge tu propia bicicleta: determinando la distancia óptima de uso de
los Sistemas de alquiler de Bicicletas Públicas.**

AUTORES

José Ignacio Castillo Manzano

Universidad de Sevilla

Tfno.: 954 55 67 27

Mail: jignacio@us.es

Lourdes López Valpuesta

Universidad de Sevilla

Tfno.: 954 55 67 30

Mail: lolopez@us.es

Antonio Sánchez Braza

Universidad de Sevilla

Tfno.: 954 55 75 29

Mail: asb@us.es

Dirección (de los tres autores):

Departamento de Análisis Económico y Economía Política

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

Avda. Ramón y Cajal nº 1

41018 Sevilla

FAX: 954 55 76 29

CODIGO JEL: R490, R530, Q010

RESUMEN

Las ciudades están fomentando cada vez más diversas iniciativas para promover el uso de la bicicleta y lograr así un sistema de transporte urbano sostenible. Junto a la construcción de carriles bici o parkings específicos, una de las estrategias que está consiguiendo resultados más inmediatos en la promoción del uso de la bicicleta, es el desarrollo de los sistemas de alquiler de bicicletas públicas (SBP), que conviven con el uso de la bicicleta privada. Dado que ambos sistemas (SBP y bicicleta privada) tienen sus ventajas e inconvenientes, este trabajo trata de determinar, a partir de la aplicación de un modelo basado en el *propensity score matching*, las distancias en las que es más atractivo el uso de los SBP y viceversa. Del trabajo se pueden extraer conclusiones, no solo para la literatura sobre los SBP desde una perspectiva espacial, sino para la gestión de los SBP respecto a su sistema de tarifas o su idoneidad para cada modelo de ciudad.

Si vas lejos, coge tu propia bicicleta: determinando la distancia óptima de uso de los Sistemas de alquiler de Bicicletas Públicas.

1. Introducción.

En la actualidad, la puesta en marcha de Sistemas de alquiler de Bicicletas Públicas (SBP) se ha extendido rápidamente en muchas grandes ciudades de todo el mundo, debido a su potencial para incentivar el uso de la bicicleta (Fishman et al., 2012, 2013), y por su reconocimiento como una de las formas más económicas y sostenibles de transporte, con numerosos beneficios en términos de salud, tráfico urbano y cuestiones medioambientales (Handy et al., 2014; Pucher y Buehler, 2012).

Recientemente, la literatura académica ha profundizado en el estudio de los SBP desde diferentes enfoques, centrándose en la identificación de los factores que influyen en la frecuencia de uso (Bachand-Marleau et al., 2012), así como en sus ventajas e inconvenientes. Entre las ventajas podemos citar que se trata de un sistema flexible para los ciudadanos de acuerdo a sus necesidades (Shaheen et al., 2010), que facilita la integración de la bicicleta y el transporte público (Jäppinen et al., 2013) y minimiza ciertos problemas como los robos y la falta de espacio para el aparcamiento (Fishman et al., 2012). Como desventajas, se pueden destacar el vandalismo que sufren (Castillo-Manzano y Sánchez-Braza, 2013b), el desajuste entre oferta y demanda de bicicletas, (Castillo-Manzano y Sánchez-Braza, 2013a), la inadecuada redistribución de bicicletas entre estaciones (Erdoğan et al., 2014) o la necesidad de optimizar la ubicación de las estaciones (Kaltenbrunner et al., 2010). Otros investigadores como Lin y Yang (2011), Lin et al. (2013), también han analizado determinadas restricciones de los SBP en

relación con la planificación urbana (especialmente en el centro de las ciudades) por la necesidad de disponer de espacio suficiente para instalar un número de estaciones adecuado que cubra la demanda de bicicletas, con las incomodidades que pueden generarse al entorpecer otras actividades de ocio.

Sin embargo, siguiendo a Fishman et al. (2013), los estudios que evalúan los SBP desde un punto de vista espacial, por ejemplo respecto a la distancia recorrida por los usuarios, escasean a pesar de que la distancia es el principal factor en la decisión de usar la bicicleta (Heinen et al., 2011a). Tal como afirman Bachand-Marleau et al. (2012) y Murphy y Usher (2011), uno de los objetivos de los SBP es incentivar el uso a corto plazo de la bicicleta como complemento de la red pública de transporte urbano, debido a que la flexibilidad de este sistema, lo convierte en particularmente apto para los viajes relativamente cortos y viajes de una sola dirección (viajes de ida).

En general, diversos estudios han intentado identificar alguna relación entre la distancia de los desplazamientos y el uso de la bicicleta. Así, Keijer y Rietveld (2000) y Rietveld (2000) establecen que para las distancias entre 0,5 y 3,5 km se usa la bicicleta con mayor frecuencia, mientras que Li et al. (2013) subrayan que la bicicleta parece utilizarse con mayor frecuencia para distancias medias de viaje (2-5 km) y con menor frecuencia para distancias mayores a los 5 km, coincidiendo en este punto con van Wee et al. (2006). Martens (2004) explica que la mayoría de los usuarios de bicicleta están dispuestos a recorrer entre 2 y 5 km hasta una parada de transporte público, encontrando que la distancia recorrida es un factor clave que puede explicar la relación entre el tipo de transporte público y el tipo de usuario de la bicicleta. Los usuarios de modalidades de transporte público más rápidas, tienden a realizar mayores distancias en bici hasta

llegar a sus paradas, debido al mayor potencial de estas modalidades para el ahorro de tiempo total, convirtiendo a la bicicleta en un modo de interconexión mucho más atractivo que otros competidores para distancias cortas como, por ejemplo, el desplazamiento a pie (Keijer y Rietveld, 2000).

De esta forma, la distancia del viaje constituye un factor clave a la hora de decidirse por la bicicleta, y eso quizás pueda actuar como un gran inhibidor (Handy et al., 2014; Rybarczyk y Gallaguer, 2014), de forma que, mayores distancias hasta el trabajo, la escuela y otros destinos, llevarían a una reducción de la cantidad de viajes habituales en bicicleta y de su frecuencia (Gatersleben y Appleton, 2007; Handy y Xing, 2011; Heinen et al., 2011a; Zhao, 2014). Tal como explican Heinen et al. (2011a) y Mullan (2012), este hecho es particularmente notorio frente a la presencia de otras fuerzas disuasorias como las condiciones climáticas adversas, terreno montañoso, la realización de tareas como recoger o dejar niños, llevar la compra o cuando hay que cambiarse la ropa y/o darse una ducha en el destino. Sin embargo, otros estudios señalan una relación no lineal entre la distancia de los viajes y el uso de la bicicleta, debido a que la elasticidad del ciclista respecto a la distancia, podría estar influenciada por distintos factores tales como las actitudes individuales y las preferencias personales por el uso de la bicicleta (Heinen et al., 2011a), el tamaño de la ciudad (Martens, 2004), la forma y el diseño urbanos (Hansen y Nielsen, 2014), el entorno de las infraestructuras para la bicicleta (Snizek et al., 2013) o una mayor densidad residencial (Heinen et al., 2010). Hay incluso investigadores, como Heinen et al. (2011b), que incluso señalan que estos factores pueden cambiar diariamente, dando lugar a distintos grupos de ciclistas (ocasionales o a tiempo parcial; y frecuentes o a tiempo completo), para los que la

distancia jugaría un papel muy diferente en sus decisiones diarias de desplazamiento en bicicleta.

Entre los pocos artículos que han considerado la relación de la distancia con el uso de SBP, se pueden citar el de Jensen et al. (2010), quien reportó una distancia promedio de viaje de 2.49 km, con una duración promedio de poco menos de 15 minutos utilizando el SBP de Lyon; o el trabajo de Shaheen et al. (2012), quienes encontraron que la distancia al trabajo es un factor que diferencia a los usuarios de la bicicleta pública, con un predominio de las distancias cortas.

Sin embargo, no se han analizado las diferencias de distancia recorrida por los usuarios de los SBP respecto a los de la privada. Por ello, el objetivo de este trabajo es establecer las distancias en las que son más empleadas cada tipo de bicicleta, tomando como caso de estudio la ciudad de Sevilla. En este sentido, creemos que nuestra investigación podría arrojar luz al respecto pues, tal como afirma Mullan (2012), se necesita investigar más acerca de las distancias mínimas y máximas, y este asunto quizás sea especialmente interesante para el caso de los SBP (Fishman et al., 2013). Teniendo en cuenta el conjunto de ventajas y desventajas que, a priori, parecen evidenciarse en ambos sistemas (SBP y bicicleta propia), se trata de determinar hasta qué distancia, los SBP dejarían de resultar atractivos para el ciclista que preferirá, a partir de la misma, acudir a la bicicleta propia con sus propios inconvenientes tales como el miedo al robo o la falta de aparcamiento adecuado.

En resumen, el objetivo de este trabajo es evaluar el efecto que ha tenido el establecimiento de un SBP en Sevilla sobre el uso de la bicicleta en términos del

número de metros recorridos utilizando ésta como medio de transporte urbano. A partir de la aplicación de un modelo basado en el *propensity score matching* a una base de datos construida mediante una encuesta realizada entre usuarios de los SBP y usuarios de bicicleta propia de la ciudad de Sevilla, nuestra contribución podría aportar, con carácter original, una indicación del nivel de servicio público adecuado respecto de la distancia de viaje.

2. Metodología.

La metodología propuesta se enmarca en el ámbito de la inferencia causal estadística (Dawid, 2000; Pearl, 2000). Para el planteamiento de este modelo, partimos del desarrollo inicial del “modelo causal de Rubin” (Rubin 1974) y de las posteriores aportaciones de Holland (1986). Inicialmente, es necesario definir un indicador de participación en la medida que se pretende evaluar. Así, partiendo de una muestra de tamaño N , se define la variable binaria $D \in \{0,1\}$ que recoge si el individuo ha optado por utilizar el SBP como medio de transporte urbano para realizar un desplazamiento ($D_i = 1$), o bien si ha realizado dicho trayecto utilizando su bicicleta propia ($D_i = 0$), dando lugar a la división de las observaciones de la muestra en n_1 (grupo de participantes) y n_0 (grupo de control).

A continuación, se define también la variable respuesta Y , sobre la que se evaluará el efecto causal de la medida que se analiza. En este caso, la variable Y se define como la distancia, en metros, correspondiente al desplazamiento realizado utilizando la bicicleta (pública o privada), quedando definida en términos de resultados potenciales.

$$Y_i \begin{cases} Y_{1i} & \text{si } D_i = 1 \\ Y_{0i} & \text{si } D_i = 0 \end{cases} \quad (1)$$

El efecto causal de la medida quedaría recogido por la diferencia entre ambas respuestas potenciales: $[Y_{1i} - Y_{0i}]$. No obstante, para cada individuo sólo puede observarse una de las dos opciones, surgiendo así el denominado como “problema fundamental de identificación causal” (Holland, 1986), que impide determinar los efectos causales individuales. Esto obliga al cálculo de el “efecto promedio sobre los tratados (o participantes)” (*Average Treatment Effect on the Treated, ATET*), que se definiría como la diferencia entre los valores medios de la variable respuesta de los individuos que han usado el SBP y aquellos que han utilizado bicicleta privada, condicionada sobre el grupo de participantes.

$$ATET = E(Y_1 - Y_0 | D = 1) = E(Y_1 | D = 1) - E(Y_0 | D = 1) \quad (2)$$

No obstante, para obtener el *ATET* deben controlarse aquellas otras variables que puedan afectar a dicho efecto. Por tanto, es necesario definir un vector k -dimensional formado por un conjunto de covariables, independientes de la variable D para todas y cada una de las observaciones. De esta forma, debe garantizarse la condición de independencia que asegura que la variable D , condicionada sobre estas variables predeterminadas, es independiente de los resultados potenciales:

$$D \perp (Y_1, Y_0) | X \quad (3)$$

Así, evaluaremos el efecto promedio del SBP sobre las distancias de los desplazamientos hechos en bicicleta, condicionado sobre los posibles valores del vector de covariables X . Este procedimiento de evaluación seguirá un desarrollo en dos etapas (Hahn et al., 2011; Heckman y Vytlacil, 2005).

En una primera etapa, se procede al cálculo del denominado como *propensity score*, definido por Rosenbaum y Rubin (1983) como la probabilidad de que una observación de la muestra pertenezca al grupo de participantes de la medida evaluada (en este caso, el uso del SBP), condicionada sobre los valores que adopte un vector X de covariables predeterminadas (ver también Abadie e Imbens, 2006). Denotando dicha probabilidad como $\varepsilon(X)$, y asumiendo que $0 < \varepsilon(X) < 1$, tenemos que:

$$\varepsilon(X) = P(D=1|X=x) = E[D|X=x] \quad (4)$$

De esta forma, el cálculo del *propensity score* facilita la operatividad cuando se cuenta con un número considerable de covariables, al reducirlas a una sola variable unidimensional (Hahn, 1998). Así, la condición de independencia anterior quedaría formulada como:

$$D \perp (Y_1, Y_0) | \varepsilon(X) \quad (5)$$

Para la estimación del *propensity score* se pueden utilizar distintos modelos de respuesta binaria, en función de la hipótesis que se adopte sobre la forma de su función de distribución (F) (Cameron y Trivedi, 2005).

$$\varepsilon(X) = P(D=1|X) = F(\beta X) \quad (6)$$

De entre las posibles opciones, las dos más comúnmente utilizadas son los modelos *logit* y *probit*. No existe un criterio de elección definido para optar por uno u otro modelo para la estimación del *propensity score*. Generalmente se elige aquel que presente unos mejores resultados respecto al logaritmo de máxima verosimilitud.

Posteriormente, a cada individuo del grupo de participantes, con un determinado valor de $\varepsilon(X)$, se le adjudicará un individuo (o varios) perteneciente al grupo de control con un valor igual o próximo de $\varepsilon(X)$, de manera tal que ambos presenten una distribución similar del vector X de covariables. De esta forma, se aísla el posible efecto contaminante de las covariables y se obtiene un estimador insesgado del efecto de la medida evaluada. Hecho esto, el cálculo del estimador mediante la técnica del *propensity score matching* se obtiene a partir de la expresión:

$$\hat{\alpha}_{ATE} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (Y_i - Y_{m(i)}) \quad (7)$$

Donde $Y_{m(i)}$ es el valor de la variable respuesta Y para el individuo de control asignado como par (o el valor medio, en caso de que se le hayan asignado varios) al individuo participante i . Para llevar a cabo este proceso de asignación, utilizaremos los métodos de *matching* radial y de kernel. El primero establece un radio (r) que permite asignar a cada individuo participante con un determinado *propensity score* (ε_{i1}), todos los individuos de control cuyo *propensity score* (ε_{j0}) se encuentre dentro del radio formado por ε_{i1} y r . De esta forma, para el método radial, la condición de emparejamiento quedaría expresada como:

$$c_{ij} = \left\{ \varepsilon_{j0} \mid \left\| \varepsilon_{i1} - \varepsilon_{j0} \right\| < r \right\} \quad (8)$$

Donde c_{ij} denota al individuo de control que cumple la condición de emparejamiento con respecto al individuo i .

Por otra parte, el método de *matching* de kernel asigna a los individuos participantes un promedio ponderado del *propensity score* de los individuos de control que se encuentren dentro de un determinado ancho de banda (b). Esta ponderación es inversamente proporcional a la diferencia del *propensity score* entre los individuos participantes y de control. En este caso, el término de ponderación (w) quedaría definido de la siguiente forma, donde la función $k(\cdot)$ es una función de kernel (en este caso aplicaremos la función de kernel gaussiana cuadrática, Becker e Ichino, 2002).

$$w_{ij} = \frac{k\left(\frac{\varepsilon_{i1} - \varepsilon_{j0}}{b}\right)}{\sum_{j=1}^{n_0} \left[j \in (D=0) \right] k\left(\frac{\varepsilon_{i1} - \varepsilon_{j0}}{b}\right)} \quad (9)$$

3. Datos.

En la Tabla 1 se encuentran las principales características de las campañas de encuestas sobre los usuarios del SBP de Sevilla (SEVici) y de la bicicleta privada que hemos empleado.

Tabla 1. Campaña de encuestas

Trabajo de Campo	Lugar	Selección aleatoria de estaciones de SEVici para los usuarios de la bicicleta pública y de carriles bici (semáforos)/bicicleteros privados para los usuarios de bicicleta privada convencional.
	Periodo	Dos oleadas en marzo y abril de 2014
Fuente de la información obtenida	Entrevistas con cuestionario cerrado	22 ítems planteados
	Universo	Usuarios del SBP (SEVici) y usuarios de la bicicleta privada, mayores de 15 años
Muestreo	Tamaño muestral	1.904 ciclistas (1.400 de bicicleta pública y 504 de bicicleta privada convencional)
	Técnica de muestreo	Selección aleatoria de usuarios de SEVici y de bicicleta privada en los lugares antes mencionados.

Fuente: elaboración propia.

El vector de covariables utilizado está constituido por nueve variables que proporcionan información tanto sobre las características de los individuos como sobre el desplazamiento que han realizado. La Tabla 2 muestra la definición de estas covariables y sus principales estadísticos descriptivos, para el total de la muestra ($N = 1904$), agrupadas en tres bloques de información, siguiendo la elección de variables utilizada por otros estudios previos (Martens, 2004; Mullan, 2012; Hansen y Nielsen, 2014; Heinen et al., 2010): características personales de los individuos, razones o motivos para el desplazamiento en bicicleta, y origen o destino de dicho desplazamiento, para tener en cuenta el diseño urbanístico de la ciudad (por ejemplo, en el casco histórico, por razones obvias, la red de carriles bicis es menor y existen zonas peatonales en las que el acceso de las bicicletas se encuentra restringido). Asimismo, la Tabla 3 muestra los principales estadísticos descriptivos para cada una de las covariables en cada uno de los dos grupos, participantes ($n_1 = 1400$) y de control ($n_0 = 504$).

Tabla 2. Covariables y estadísticos descriptivos: Total de individuos

Total de individuos				
Covariables	Explicación	N° obs.	Media	Desv. típ.
(a) Características personales. Categoría base: mujer.				
género	1 si es hombre; 0 si es mujer.	1192	0.626	0.484
edad	Edad del encuestado (entre 15 y 74 años).	1904	29.760	11.718
usuario-bici	Período como usuario de bicicleta (en meses).	1904	42.585	45.147
(b) Motivos para desplazarse usando la bicicleta. Categoría base: otros motivos.				
trabajo	1 para el motivo por trabajo; 0 si es otro.	445	0.234	0.423
estudios	1 para el motivo por estudios; 0 si es otro.	973	0.511	0.500
ocio	1 para el motivo por ocio; 0 si es otro.	341	0.179	0.384
ejercicio	1 para el motivo por ejercicio; 0 si es otro.	71	0.037	0.190
(c) Origen o destino del desplazamiento en bicicleta. Categoría base: tanto el origen como el destino se encuentran en un lugar distinto al centro de la ciudad				
origen-centro	1 si el origen del desplazamiento en bicicleta es el centro de la ciudad; 0 en otro caso.	561	0.295	0.456
destino-centro	1 si el destino del desplazamiento en bicicleta es el centro de la ciudad; 0 en otro caso.	656	0.345	0.475

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Covariables y estadísticos descriptivos: Grupo de participantes y grupo de control

Covariable	Grupo de participantes			Grupo de control		
	N° obs.	Media	Desv.típ.	N° obs.	Media	Desv.típ.
a) Características personales. Categoría base: mujer.						
género	895	0.639	0.480	297	0.589	0.492
edad	1400	29.561	11.819	504	30.313	11.427
usuario-bici	1400	32.766	23.022	504	69.859	72.272
(b) Motivos para desplazarse usando la bicicleta. Categoría base: otros motivos.						
trabajo	342	0.244	0.430	103	0.204	0.404
estudios	701	0.501	0.500	272	0.540	0.499
ocio	236	0.169	0.375	105	0.208	0.407
ejercicio	57	0.041	0.198	14	0.028	0.164
(c) Origen o destino del desplazamiento en bicicleta. Categoría base: tanto el origen como el destino se encuentran en un lugar distinto al centro de la ciudad						
origen-centro	407	0.291	0.454	154	0.306	0.461
destino-centro	469	0.335	0.472	187	0.371	0.484

Fuente: elaboración propia.

4. Resultados.

La Tabla 4 resume los resultados obtenidos de las estimaciones del *propensity score* a partir de los modelos *logit* y *probit*. En este caso, el modelo que presenta un mayor valor de la función de máxima verosimilitud, es el modelo *logit*. Por tanto, éste es el modelo elegido y los valores del *propensity score* son asignados a partir de las especificaciones del mismo.

Todas las covariables incluidas en el *propensity score* satisfacen el test de balanceo con un nivel de significatividad del 1%. Esto asegura que las observaciones con igual *propensity score* tienen la misma distribución de las covariables, independientemente del status de participación en la medida (es decir, independientemente de que pertenezcan al grupo de participantes o al de control).

Tabla 4. Estimación del *propensity score* mediante los modelos *logit* y *probit*

Variable	Modelo <i>logit</i>	Modelo <i>probit</i>
Constante	2.982*** (0.485)	1.743*** (0.267)
género	0.386*** (0.117)	0.226*** (0.068)
edad	0.006 (0.007)	0.003 (0.004)
usuario-bici	-0.029*** (0.002)	-0.017*** (0.001)
trabajo	-0.641* (0.390)	-0.345 (0.216)
estudio	-1.283*** (0.406)	-0.719*** (0.223)
ocio	-1.222*** (0.401)	-0.692*** (0.222)
ejercicio	-0.493 (0.514)	-0.294 (0.283)
origen-centro	0.045 (0.125)	0.020 (0.073)
destino-centro	-0.087 (0.120)	-0.052 (0.070)
Obs.	1904	1904
Log. máx. verosimilitud	-935.126	-937.393
Pseudo-R ²	0.151	0.148
Wald Chi ²	249.49	263.76
(p-valor)	(0.000)	(0.000)

Nota: Entre paréntesis aparece la desviación típica robusta corregida de heterocedasticidad. Uno, dos o tres asteriscos indican una significatividad del 10%, 5%, y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

A continuación, en una segunda etapa, una vez asignados los valores estimados del *propensity score* a cada uno de los individuos, se ha procedido al cálculo de los estimadores *propensity score matching*, siguiendo tanto el método de *matching* radial

como el de kernel. En ambos casos se ha impuesto la opción de soporte común a la hora de realizar la comparación entre los dos grupos, lo que significa que se comparan aquellas observaciones cuyo *propensity score* pertenece a la intersección de ambos grupos.

Se han considerado tres grados de radio/ancho de banda (0.05, 0.10 y 0.15) para testar la sensibilidad de los estimadores obtenidos frente a cambios en el nivel de proximidad requerido entre los individuos del grupo de participantes y del grupo control en términos del *propensity score*. En las Tablas 5 y 6 se muestran los resultados obtenidos.

Tabla 5. Estimadores mediante el método de *matching* radial

Radio	$\hat{\alpha}_{ATE}$	Desv.típ.	Estadístico <i>t</i>	Prob.
0.05	-805.24***	171.27	-4.70	0.000
0.10	-731.97***	164.56	-4.45	0.000
0.15	-731.53***	161.21	-4.53	0.000

*** Tres asteriscos indican una significatividad del 1%.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 6. Estimadores mediante el método de *matching* de kernel

Ancho de banda	$\hat{\alpha}_{ATE}$	Desv.típ.	Estadístico <i>t</i>	Prob.
0.05	-746.19***	162.81	-4.58	0.000
0.10	-735.38***	153.15	-4.80	0.000
0.15	-724.23***	142.42	-5.09	0.000

*** Tres asteriscos indican una significatividad del 1%.

Fuente: elaboración propia.

Los resultados obtenidos evidencian que la distancia recorrida es considerablemente menor en los desplazamientos realizados con los SBP que en el caso del uso de la bicicleta privada. Parece evidente, por tanto, que los individuos optan por los SBP para realizar trayectos cortos, mientras que para trayectos más largos optan por la bicicleta propia. Es decir, cuando el individuo tiene que realizar desplazamientos de extensión considerable, al final acaba optando por adquirir su propia bicicleta.

De acuerdo con los resultados recogidos en la Tabla 5, utilizando el *matching* radial, se obtiene que los desplazamientos realizados mediante los SBP suponen una distancia media de, en torno a unos 756 metros menos con respecto a los desplazamientos realizados con bicicleta propia, entre 805 y 731 menos en función del radio considerado. Los resultados son muy similares si utilizamos el *matching* de kernel, recogidos en la Tabla 6, donde se obtiene que los desplazamientos realizados mediante los SBP, representan una distancia media de unos 735 metros menos que los realizados con bicicleta propia, entre 746 y 724 en función del ancho de banda considerado. En todos los casos los estimadores obtenidos son significativos al 1%. Podemos comprobar cómo, independientemente del método de *matching* utilizado y el radio o ancho de banda considerado, los resultados son consistentes y muy similares.

Los resultados obtenidos en nuestro análisis están en la línea apuntada por la literatura académica que afirma que las propias características y el equipamiento de la bicicleta (y por extensión, podríamos decir de los SBP), influyen en las decisiones de los desplazamientos que acaba tomando el usuario de la bicicleta. Así, Handy et al. (2014) y Lovejoy y Handy (2012) afirman que las características de la bicicleta y su equipamiento tendrían un efecto significativo en la comodidad, conveniencia y seguridad de viajar en bicicleta y, por ende, en la decisión individual de utilizar la bicicleta para distancias cortas o para distancias más largas. En la misma línea, para autores como Kroesen y Handy (2014) o Wardman et al. (2007), la comodidad es uno de los factores determinantes en la elección de la bicicleta como medio de transporte. En este sentido, la bicicleta propia ofrecería un mayor número de posibilidades, dado que el usuario tendría más libertad para adaptar la bicicleta a sus propias necesidades, buscando más confort, más rapidez y un modelo más ergonómico. Este hecho enlazaría

con los resultados obtenidos por nuestro estudio en la medida en que, en aras de la comodidad, para desplazamientos largos, el usuario acabaría optando por adquirir su bicicleta propia y no una bicicleta de alquiler, pues la primera le permitiría más libertad, mayor confort y comodidad.

Muy relacionado con la comodidad está el esfuerzo. Un incremento en la distancia del viaje provoca un aumento en el esfuerzo necesario (Heinen et al., 2010), por lo que las desventajas de usar la bicicleta probablemente aumenten más que proporcionalmente para distancias mayores (van Wee et al., 2006). Por esta misma razón, sería de esperar que una mayor distancia propicia un mayor uso de la bicicleta privada ya que el esfuerzo físico será menor que en la bicicleta pública, por sus propias características y equipamiento. En esta misma línea, si suponemos la posible existencia de una diferencia de género en el esfuerzo físico que desea asumir cada ciclista, estudios como el de Garrard et al. (2008) recogen la idea de que las mujeres suelen recorrer menores distancias en bicicleta hasta el trabajo que los hombres, cuantificando Howard y Burns (2001) esta distancia en términos medios en 6,6 km para las mujeres frente a 11,6 km para los hombres.

Por otra parte, dentro de los motivos por los que se realiza el desplazamiento en bicicleta, mayores distancias podrían funcionar como un incentivo para aquellos que utilizan la bicicleta para entrenarse, practicar deportes y para actividades de ocio (Mullan, 2012). De esta forma, como para estos usos es más lógico suponer el uso de la bicicleta privada, también iría en la línea de nuestro trabajo de vincular distancias más largas con bicicleta privada.

Finalmente, además de las características mencionadas, no hay que olvidar el régimen de las tarifas de los SBP, de forma que la bicicleta pública puede incentivar trayectos más cortos, al penalizar en algunas ocasiones al usuario con un cargo extra en la tarifa al sobrepasar un cierto límite de minutos en el trayecto (Fishman et al., 2013). Algunos programas como BIXI, Vélib', Capital Bikeshare y DublinBikes incentivan la redistribución de las bicicletas entre las distintas estaciones proporcionando a los usuarios quince minutos extra, sin coste adicional, para reubicar sus bicicletas desde una estación completa hacia una con aparcamientos disponibles (Shaheen y Guzmán, 2011); con lo cual, de algún modo, se está incentivando al usuario de SBP a que amplíe la distancia habitual de su desplazamiento. En este sentido, Jurdak (2013) recomienda un sistema de precios e incentivos dinámico, junto con una mejora de la planificación y gestión de los SBP, que influya positivamente sobre los patrones de movilidad. En el caso de la ciudad de Sevilla, el factor precio puede que no sea determinante de la distancia pues el periodo gratuito de uso de la bicicleta pública es de 30 minutos, tiempo suficiente para realizar trayectos de largo recorrido en una ciudad de tamaño medio como es Sevilla. Además, el coste de la primera hora (transcurridos los 30 minutos gratuitos) sería de 0,51 euros para abonos de larga duración y de 1,03 para abonos de corta duración, por lo que la “penalización” por trayectos más largos no parece ser significativa.

5. Conclusiones.

Para el caso de estudio de la ciudad de Sevilla, cuya exitosa promoción de la bicicleta como medio de transporte urbano sostenible y saludable ha merecido diversos reconocimientos a nivel internacional, en este trabajo hemos contribuido a la escasa

literatura que analiza, comparativamente, la compleja relación entre bicicleta pública y bicicleta en propiedad, focalizando en una perspectiva espacial.

Aplicando un modelo *propensity score matching*, a la base de datos generada mediante una campaña de encuestas realizada entre usuarios del SBP de Sevilla y usuarios de bicicleta privada, nuestro objetivo ha sido determinar en qué distancias es más competitiva cada una de ellas.

En definitiva, teniendo en cuenta el balance de ventajas e inconvenientes de ambos sistemas respectivamente, nuestros resultados apuntan a que en los trayectos más largos, la bicicleta privada presenta un balance neto favorable de fortalezas sobre debilidades; en el sentido de que ofrece más independencia y flexibilidad, más confort y comodidad a la hora de adaptarse a un mayor esfuerzo físico, y más facilidad de manejo. De hecho, nuestros resultados muestran que, de forma inequívoca, el desplazamiento medio en bicicleta privada es de media entre 700 y 800 metros superior al de la bicicleta pública. Luego encontramos evidencia empírica robusta de que entre ambos modos de transporte, en cuanto a la distancia, existe una relación de complementariedad y no de sustitución, de forma que es más probable el uso de la pública para las distancias cortas y de la privada para las distancias mayores.

Entendemos que, con nuestros resultados, no solamente hacemos avanzar a la literatura sobre los SBP desde una perspectiva espacial no estudiada anteriormente, sino que también contribuimos a una mejor organización de estos sistemas, que según estas conclusiones, su competitividad e idoneidad aumentaría con una mejor gestión de tarifas en función del tiempo de utilización de la bicicleta o de las propias características

técnicas de la misma. Además, siguiendo con nuestros resultados, estos SBP constituyen una opción más competitiva en aquellas ciudades de tamaño pequeño o medio donde es de esperar que el desplazamiento medio sea inferior al de las grandes urbes. Por ello, no es de extrañar que ciudades como la propia Sevilla o Lyon se hayan convertido en referentes internacionales de estos sistemas. Obviamente estos límites espaciales no son rígidos y pueden ser superados por la tecnología. Por ejemplo, en algunas ciudades con distancias mayores, como Madrid, para incentivar también el uso de la bicicleta pública para trayectos más largos se ha optado por bicicletas públicas eléctricas con asistencia a la pedalada, dotadas de un motor eléctrico que facilita y ayuda a la realización del trayecto.

5. Referencias bibliográficas.

Abadie, A., Imbens, G. W. 2006. Large sample properties of matching estimators for average treatment effects. *Econometrica*, 74(1), 235–267.

Bachand-Marleau, J., Lee, B. H., El-Geneidy, A. M. 2012. Better understanding of factors influencing likelihood of using shared bicycle systems and frequency of use. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2314(1), 66-71.

Becker, S. O., Ichino, A. 2002. Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The Stata Journal*, 2(4), 358–377.

Cameron, A. C., Trivedi, P. K. 2005. *Microeconometrics. Methods and applications*. Cambridge University Press, New York.

Castillo-Manzano, J. I., Sánchez-Braza, A. 2013a. Managing a smart bicycle system when demand outstrips supply: The case of the university community in Seville. *Transportation*, 40(2), 459-477.

Castillo-Manzano, J. I., Sánchez-Braza, A. 2013b. Can anyone hate the bicycle? The hunt for an optimal local transportation policy to encourage bicycle usage. *Environmental Politics*, 22(6), 1010-1028.

Dawid, A. P. 2000. Causal inference without counterfactuals. *Journal of the American Statistical Association*, 95(2), 407-448.

Erdoğan, G., Laporte, G., Wolfler Calvo, R. 2014. The static bicycle relocation problem with demand intervals. *European Journal of Operational Research*, 238(2), 451-457.

Fishman, E., Washington, S., Haworth, N. 2012. Barriers and facilitators to public bicycle scheme use: A qualitative approach. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 15(6), 686-698.

Fishman, E., Washington, S., Haworth, N. 2013. Bike share: A synthesis of the literature. *Transport Reviews*, 33(2), 148-165.

Garrard, J., Rose, G., Lo, S. K. 2008. Promoting transportation cycling for women: the role of bicycle infrastructure. *Preventive medicine*, 46(1), 55-59.

Gatersleben, B., Appleton, K. M. 2007. Contemplating cycling to work: Attitudes and perceptions in different stages of change. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(4), 302-312.

Hahn, J. 1998. On the role of the propensity score in efficient semiparametric estimation of average treatment effects. *Econometrica*, 66(2), 315–331.

Hahn, J., Hirano, K., Karlan, D. 2011. Adaptive Experimental Design Using the Propensity Score. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(1), 96-108.

Handy, S., Van Wee, B., Kroesen, M. 2014. Promoting cycling for transport: Research needs and challenges. *Transport Reviews*, 34(1), 4-24.

Handy, S. L., Xing, Y. 2011. Factors correlated with bicycle commuting: A study in six small US cities. *International Journal of Sustainable Transportation*, 5(2), 91-110.

Hansen, K. B., Nielsen, T. A. S. 2014. Exploring characteristics and motives of long distance commuter cyclists. *Transport Policy*, 35, 57-63.

Heckman, J. J., Vytlacil, E. 2005. Structural equations, treatment effects, and econometric policy evaluation. *Econometrica*, 73(3), 669-738.

Heinen, E., Van Wee, B., Maat, K. 2010. Commuting by bicycle: An overview of the literature. *Transport Reviews*, 30(1), 59-96.

Heinen, E., Maat, K., Wee, B. V. 2011a. The role of attitudes toward characteristics of bicycle commuting on the choice to cycle to work over various distances. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 16(2), 102-109.

Heinen, E., Maat, K., Van Wee, B. 2011b. Day-to-day choice to commute or not by bicycle. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2230(1), 9-18.

Holland, P. W., 1986. Statistics and causal inference. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 945-960.

Howard, C., Burns, E. K. 2001. Cycling to work in Phoenix: Route choice, travel behavior, and commuter characteristics. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1773(1), 39-46.

Jäppinen, S., Toivonen, T., Salonen, M. 2013. Modelling the potential effect of shared bicycles on public transport travel times in Greater Helsinki: An open data approach. *Applied Geography*, 43, 13-24.

Jensen, P., Rouquier, J.-B., Ovtracht, N., Robardet, C. 2010. Characterizing the speed and paths of shared bicycle use in Lyon. *Transportation Research Part D*, 15(8), 522–524.

Jurdak, R. 2013. The impact of cost and network topology on urban mobility: A study of public bicycle usage in 2 US cities. *PloS one*, 8(11), e79396.

Kaltenbrunner, A., Meza, R., Grivolla, J., Codina, J., Banchs, R. 2010. Urban cycles and mobility patterns: Exploring and predicting trends in a bicycle-based public transport system. *Pervasive and Mobile Computing*, 6(4), 455-466.

Keijer, M. J. N., Rietveld, P. 2000. How do people get to the railway station? The Dutch experience. *Transportation Planning and Technology*, 23(3), 215-235.

Kroesen, M., Handy, S. 2014. The relation between bicycle commuting and non-work cycling: results from a mobility panel. *Transportation*, 41(3), 507-527.

Li, Z., Wang, W., Yang, C., Jiang, G. 2013. Exploring the causal relationship between bicycle choice and trip chain pattern. *Transport Policy*, 29, 170-177.

Lin, J. R., Yang, T. H. 2011. Strategic design of public bicycle sharing systems with service level constraints. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 47(2), 284-294.

Lin, J. R., Yang, T. H., Chang, Y. C. 2013. A hub location inventory model for bicycle sharing system design: Formulation and solution. *Computers & Industrial Engineering*, 65, 77–86.

Lovejoy, K., Handy, S. 2012. Developments in bicycle equipment and its role in promoting cycling as a travel mode. En J. Pucher y R. Buehler (Eds) *City cycling*, 75-104. Press, Cambridge.

Martens, K. 2004. The bicycle as a feeding mode: experiences from the three European countries. *Transportation Research Part D*, 9, 281-294.

Mullan, E. 2012. Swapping the Lycra for the suit: determinants of cycling for transport among leisure cyclists in Ireland. *International Journal of Health Promotion and Education*, 50(5), 229-237.

Murphy, E., Usher, J. 2011. An analysis of the role of bicycle-sharing in a European city: The case of Dublin. Proceedings of the ITRN2011 31st August – 1st September, University College Cork, Ireland. Accessible en <http://hdl.handle.net/10197/3169>.

Pearl, J. 2000. *Causality: Models, reasoning and inference*. Cambridge University Press, Cambridge.

Pucher, J., Buehler, R. 2012. *City cycling*. MIT Press, Cambridge.

Rietveld, P. 2000. The accessibility of railway stations: The role of the bicycle in The Netherlands. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 5(1), 71-75.

Rosenbaum, P. R., Rubin, D. B. 1983. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41–55.

Rubin, D. B. 1974. Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66(5), 688–701.

Rybarczyk, G., Gallagher, L. 2014. Measuring the potential for bicycling and walking at a metropolitan commuter university. *Journal of Transport Geography*, 39, 1-10.

Shaheen, S. A., Guzman, S., Zhang, H. 2010. Bikesharing in Europe, the Americas, and Asia. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2143(1), 159-167.

Shaheen, S., Guzman, S. 2011. Worldwide Bikesharing. *ACCESS Magazine*, 1(39), 22-27. University of California Transportation Center, UC Berkeley. Accessible en: <https://escholarship.org/uc/item/6f16b7sv>.

Shaheen, S., Martin, E., Cohen, A.P., Finson, R. 2012. Public bikesharing in North America: Early operator and user understanding. Minnesota Transportation Institute, San Jose, CA.

Snizek, B., Sick Nielsen, T. A., Skov-Petersen, H. 2013. Mapping bicyclists' experiences in Copenhagen. *Journal of Transport Geography*, 30, 227-233.

van Wee, B., Rietveld, P., Meurs, H. 2006. Is average daily travel time expenditure constant? In search of explanations for an increase in average travel time. *Journal of Transport Geography*, 14(2), 109–122.

Wardman, M., Tight, M., Page, M. 2007. Factors influencing the propensity to cycle to work. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(4), 339-350.

Zhao, P. 2014. The impact of the built environment on bicycle commuting: Evidence from Beijing. *Urban Studies*, 51(5), 1019-1037.