

## EXPLORANDO EL IMPACTO POLÍTICO DE LA WEB CON TÉCNICAS AVANZADAS DE ANÁLISIS

José Eduardo Jorge, María de las Nieves Piovani,  
Mara Leguizamón y Ulises Steciow  
Universidad Nacional de La Plata (Argentina)

### Resumen

El artículo indaga diversas hipótesis sobre los efectos políticos del hábito de seguir las noticias en Internet, aplicando herramientas novedosas de análisis estadístico. Enfocado en cuestiones metodológicas, el trabajo empieza profundizando en los modelos predictivos de regresión logística. Utiliza luego un coeficiente completamente estandarizado propuesto para este tipo de regresión, a fin de sopesar el influjo de las noticias en la Web frente al de otros factores que estimulan el interés por la política. Explora después el rol de las noticias *on-line* dentro de posibles cadenas de relaciones causales, examinando efectos directos e indirectos, mediante el Path Analysis con Regresión Logística (PALR). Por último, empleando la técnica de Variables Instrumentales y la Regresión Logística en Dos Etapas, pone a prueba la hipótesis de una relación de causalidad circular entre el interés político y la exposición a las noticias en Internet. Los datos para los análisis proceden de la Encuesta Comunicación y Cultura Política 2013, realizada en la Región Capital de la Provincia de Buenos Aires.

**Palabras clave:** Internet, Cultura Política, Metodología, Técnicas estadísticas.

### Cuestiones metodológicas en el estudio de los efectos políticos de la Web

¿Puede la comunicación en la Web despertar el interés por la política entre los ciudadanos apáticos?  
¿Tienen las redes sociales el poder de estimular el diálogo y la participación democrática? ¿Conllevan el riesgo de volverse un instrumento para vigilar y manipular a los usuarios?

Como soporte de una variedad de medios sociales, Internet promete dar más protagonismo político a la gente común y ahondar o promover la democracia. En el marco de una controversia entre “tecno-optimistas” y escépticos, un conjunto aún pequeño de estudios académicos ha comenzado a buscar evidencia sistemática para responder a estos interrogantes.

Indagar estas cuestiones en el contexto argentino fue uno de los objetivos de nuestra Encuesta *Comunicación y Cultura Política (ECCP) 2013* que, como parte del proyecto de investigación 11/P218 dirigido por Jorge (2014 y 2013), se realizó en el segundo semestre de ese año en la Región Capital de la provincia de Buenos Aires. Unos 40 indicadores de uso de medios, la mitad sobre Internet, se relevaron en 360 entrevistas domiciliarias. El cuestionario incluyó un abanico de preguntas sobre cultura política. La muestra de 36 radios censales de la Región Capital fue probabilística hasta el nivel de la vivienda, con selección final del encuestado dentro de la casa según cuotas de sexo y edad. Una primera onda del estudio fue la *ECCP 2008* (Jorge, 2008 y 2009).

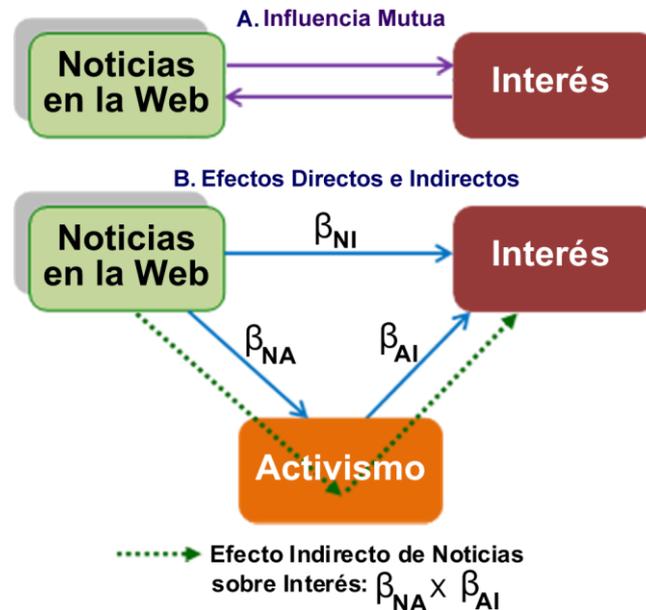
Estos trabajos son parte integral de una línea sistemática de investigación sobre cultura política y democracia iniciada en 2006 (Jorge, 2010a). Un objetivo central de esta línea es estudiar los mecanismos de formación y cambio de la cultura política y, dentro de un conjunto más amplio de influencias, el papel que cumplen los medios en ese proceso. Se han dedicado ya una serie de análisis y artículos específicos – basados en encuestas realizadas en distintas localidades– al impacto de los medios nuevos y tradicionales, a fin de exponer los sucesivos avances en esta área (Jorge, 2014, 1012, 2010b, 2010c; Jorge *et al.*, 2014 y 2013a). Los métodos y técnicas reciben en estas publicaciones una atención considerable.

La investigación del impacto de la comunicación política en Internet –y de los medios en general– envuelve complejos problemas teóricos y metodológicos. Los aparentes efectos de Internet detectados hasta hoy son inestables –se observan en ciertas coyunturas políticas pero no en otras– y de poca magnitud (Boulianne, 2009; Bimber y Copeland, 2013; Cho *et al.*, 2009). Además, están insertos en sistemas de relaciones causales donde parecen participar de complicados circuitos de influencias mutuas (Mossberger *et al.*, 2009). Seguir las informaciones políticas en la Web, o discutir las en las redes sociales, podría estimular en las personas el interés por la política. Pero, simultáneamente, es más probable que un individuo haga esas cosas en Internet si ya tiene por la política un interés *previo*. Esto sugiere una *relación causal circular*: los previamente interesados serían políticamente más activos que el resto dentro del ciberespacio, y esta misma actividad *reforzaría* su interés (Norris, 2000).

Una complejidad adicional son los *efectos indirectos*. Leer noticias en Internet podría incrementar por sí solo el interés político de las personas –un efecto *directo*– y, a la vez, incentivar a estas a emprender alguna acción, como participar de un petitorio o una manifestación. Si estas acciones también aumentaran en los individuos el interés político, las noticias habrían tenido un efecto indirecto, por la influencia que han ejercido sobre el *activismo*.

La Figura 1 ilustra esta clase de relaciones causales. En el diagrama B, hay tres efectos directos: los de seguir las noticias en la Web sobre 1) el interés por la política y 2) el activismo; y 3) el del activismo sobre el interés. La flecha de puntos simboliza el efecto indirecto de la lectura de noticias sobre el interés a través del activismo.

Figura 1 – Algunas relaciones causales entre variables



La *magnitud de cada efecto* está expresada en el gráfico por los coeficientes cuantitativos  $\beta$ , que pueden estimarse *bajo determinados supuestos estadísticos*. Un  $\beta$  expresa cuánto cambia la variable dependiente por cada unidad de la variable independiente. Vemos que el efecto *indirecto* de las noticias sobre el interés consiste –dadas, una vez más, ciertas condiciones– en el *producto* de los efectos directos  $\beta_{NA} \times \beta_{NI}$ .

Si al investigar la influencia de una actividad comunicativa en Internet nos limitáramos a identificar y estimar el tamaño de sus efectos directos, podríamos subestimar su verdadera influencia, en la que deben incluirse también los posibles impactos indirectos.

La cuestión de la magnitud de los efectos incluye otro aspecto que, en ocasiones, no es fácil evaluar con precisión. Se trata no ya del *tamaño absoluto* del impacto, sino del *peso relativo de las variables comunicacionales* dentro del conjunto de influencias que actúan sobre el fenómeno que buscamos explicar. Entre las causas del interés por la política, ¿cuán importante es leer noticias en la Web, comparado, por ejemplo, con el nivel educativo de los individuos, su edad, su confianza en las instituciones políticas u otros factores que hayamos identificado?

### Técnicas de análisis alternativas

Al encarar con este grado de detalle el estudio de la comunicación en Internet, una fuente de dificultad es que, usualmente, el nivel de medición de la mayoría de las variables examinadas es nominal u ordinal. En nuestra *ECCP 2013*, tratamos la variable “Seguir las Noticias en la Web” como una *dicotomía*, clasificando a los encuestados en dos *categorías*: los que siguen las noticias con frecuencia y los que no lo hacen. Las

técnicas para analizar los aspectos descriptos están, en estos casos, menos desarrolladas que las disponibles para operar con variables cuantitativas.

Hay empero herramientas que brindan soluciones dentro de ciertos límites. Un enfoque que se ha vuelto más frecuente en las ciencias sociales es el *Modelo de Ecuaciones Estructurales* (SEM, por su sigla en inglés). Se trata de una “familia de procedimientos relacionados” (Kline, 2011), una “colección de técnicas estadísticas” (Ullman, 2007), que combina el análisis factorial, la regresión y otras formas de análisis multivariado. Una variable *discreta* –categórica u ordinal– recibe en el SEM un tratamiento especial, pues se la concibe como la manifestación de una variable latente *continua*. Aun así, los distintos paquetes de *software* estadístico no poseen la misma capacidad de operar en el SEM con este tipo de variables.

Curran *et al.* (2014) utilizan el SEM a fin de contrastar las teorías del “círculo virtuoso” y del “malestar mediático”, que plantean hipótesis divergentes sobre el impacto político de los medios de comunicación (Norris, 2000; Jorge, 2010a). Cho *et al.* (2009) recurren a esta aplicación para testear un modelo sobre procesos mediadores de la comunicación política en las campañas electorales.

El SEM es considerado una “técnica confirmatoria”. Como ilustran los trabajos citados, se emplea con frecuencia para poner a prueba modelos teóricos, aunque se ha ganado una “mala reputación en algunos círculos”, por su uso con objetivos exploratorios “sin los necesarios controles” (Ullman, *op. cit.*: 682).

Una alternativa a este instrumento versátil, pero en el que la complejidad del modelo suele conducir a resultados tentativos, es el *Path Analysis con Regresión Logística* (PALR) (Menard, 2010). A esta opción menos explorada está orientado el presente artículo.

El *Path Analysis* en general –traducido como “análisis de senderos” o de “caminos”– es uno de los orígenes del SEM y, según Kline (*op. cit.*: 103), “el miembro más antiguo de su familia”. Conserva, por sí mismo, una gran popularidad, pues permite describir sistemas de *relaciones causales* de tres o más variables con una serie de ventajas. Entre estas, las de identificar efectos directos e indirectos; indicar las variables explicativas que tienen un efecto más fuerte o más débil sobre las explicadas, y proveer una representación gráfica –la Figura 1-B es un ejemplo sencillo– que muestra con claridad los vínculos causales.

La herramienta usual del *Path Analysis* ha sido la regresión ordinaria de mínimos cuadrados (OLS), cuya variable dependiente es siempre cuantitativa. El empleo de la regresión logística –donde la variable dependiente es nominal u ordinal– se ha visto limitado por la falta de un *coeficiente estandarizado*, que pueda interpretarse igual que en la OLS para calcular efectos indirectos en una cadena de relaciones causales (Menard, 2011: 1416-17; 2010: 152-3). Son raros los estudios que incluyan *dicotomías* como variables *intermedias* o  *finales* en la cadena causal, y más aún los que lo hagan respetando su carácter inherentemente dicotómico, es decir, sin tratarlas como la manifestación de variables *continuas* latentes (Menard, 2010: 168-9). Estos pocos trabajos suelen ceñirse a la descripción de efectos directos.

Un coeficiente *completamente estandarizado* para la regresión logística, que supera las *versiones parciales existentes*, ha sido propuesto por Menard (1995 y 2004). Este coeficiente es útil para emplear el *Path*

*Analysis* con variables dicotómicas en cualquier punto de la cadena causal, usando la regresión logística, sola o en combinación con la ordinaria. Además, permite determinar en la regresión logística la importancia relativa de las variables explicativas al medir sus efectos sobre la explicada con una métrica común a todas las variables del modelo: la unidad de desviación estándar.

El inconveniente de esta aproximación es que el *software* estadístico no brinda aún soluciones rápidas. Para calcular los coeficientes estandarizados de una regresión logística, debemos realizar varios procedimientos uno por uno, con auxilio del *software* y la planilla de cálculo.

Una característica del PALR es que cada regresión del modelo ha de calcularse por separado. Esto contrasta con las aplicaciones que, como el SEM, estiman simultáneamente todas las relaciones y demás aspectos del modelo.

En un análisis causal, el primer paso del investigador es *especificar el modelo*: formular las hipótesis, quizás dibujando un diagrama de los nexos entre las variables, o planteando un sistema de ecuaciones. Especialmente en el SEM, este es el paso más importante, pues los resultados de las etapas posteriores del análisis asumen que el modelo es básicamente correcto (Kline, *op. cit.*: 91-123). De aquí proviene el carácter “confirmatorio” de la técnica.

La virtud cardinal de estos métodos de “información completa” es que “hacen un uso más eficiente de teoría válida, pues incorporan todo ese conocimiento en la estimación de cada parámetro” del modelo (Heise, 1975: 181-2). Su mayor desventaja es que también integran a los cálculos cualquier aspecto erróneo de la teoría. La aplicación de estos métodos parece más apropiada para estadios avanzados de investigación cuando confiamos en el modelo especificado (por ejemplo, en que hemos incluido todas las variables importantes y definido con acierto sus relaciones).

En fases tempranas del estudio de un fenómeno –el caso del impacto político de la comunicación en Internet–, es adecuado avanzar con pasos cautelosos, incluso estimando una regresión a la vez. Ponemos énfasis en ver cuáles son las variables y los nexos causales que forman parte del modelo, más que en estimar con alta precisión los coeficientes de cada sendero causal.

Claro que el riesgo de *errores de especificación* nunca es cero, aun computando una regresión individual. Si en una regresión logística *omitimos variables relevantes*, los coeficientes que surgen del cálculo pueden resultar *sesgados*, es decir, sistemáticamente sobrestimados o subestimados respecto del valor real del parámetro en la población. *Incluir variables irrelevantes* en la regresión incrementa el error estándar de los coeficientes –los vuelve imprecisos o *ineficientes*–, aunque sin sesgarlos (Menard, 1995, pp. 66-75).

La fuente de estos errores es nuestra teoría, que falla en señalar los factores que predicen el fenómeno analizado. Identificar estas fallas mediante el contraste empírico de las hipótesis –examinando las limitaciones de los modelos que construimos– es un mecanismo fundamental de desarrollo teórico.

Aquí nuestro marco teórico general es un conjunto convergente de investigaciones sobre el papel de la cultura política en la emergencia, consolidación y funcionamiento de la democracia (Jorge, 2010a). Este

enfoque, que nació como campo científico cinco décadas atrás –entre sus hitos están los análisis de Eckstein (1961) y de Almond y Verba (1963)–, hizo progresos sustanciales a partir de los años 90, debido a un renovado interés en el tema –estimulado por la difusión global de la democracia– y a una notable expansión de los estudios de caso y de las encuestas transnacionales. Un resultado ha sido la reunión de gigantescas bases de datos sobre la cultura política de la mayor parte de los países del mundo.

Dentro de una masiva literatura, entre las obras más influyentes de este período están las de Inglehart (1997 y 1990), Inglehart y Welzel (2005), y Putnam (1993 y 2000). Dos aportes significativos recientes son los de Diamond (2009) y Welzel (2013). También han venido a confluir con esta corriente las investigaciones de Schwartz (2009 y 2007) sobre valores humanos universales. Norris (2000), y Norris e Inglehart (2009) enfocan el papel de los medios.

En el marco de nuestra línea más amplia de investigación, el presente artículo se suma a una serie específica sobre metodologías para el estudio del *impacto de los medios*: Jorge (2012 y 2010c) y Jorge, Leguizamón y Steciow (2013a). La teoría de la comunicación política en las redes sociales se aborda en Jorge (2014); la del impacto político de los medios en general, en Jorge (2010a y 2010b).

### El impacto de las noticias *on-line*: un modelo predictivo inicial

Nuestro punto de partida es un modelo de regresión logística, basado en los datos de la ECCP 2013, en el que *Seguir las Noticias en la Web* surge como uno de los *predictores* estadísticamente significativos del *Interés por la Política* (Tabla 1).

**Tabla 1 – Análisis de Regresión Logística del Interés por la Política**

Variables	Símbolo	Valores posibles	Coef B	Error Estándar	Sig.	Odds Ratio	Intervalo de Confianza de B	
							Inf.	Sup.
<b>Educación</b>								
Alta	EA	1 ó 0	<b>1,38</b>	0,431	<i>p</i> <0.01	<b>3,96</b>	0,53	2,22
Media	EM	1 ó 0	0,62	0,444	No sig.	1,86	-0,25	1,49
<b>Confianza en los Partidos</b>								
Mucha / Bastante	CPm	1 ó 0	<b>1,55</b>	0,439	<i>p</i> <0,001	<b>4,72</b>	0,69	2,41
No mucha	CPnm	1 ó 0	<b>0,91</b>	0,368	<i>p</i> <0.05	<b>2,48</b>	0,19	1,63
<b>Eficacia Interna</b>								
"La política se entiende"	Ef	1 ó 0	<b>1,30</b>	0,343	<i>p</i> <0,001	<b>3,67</b>	0,63	1,97
<b>Activismo (Nº de acciones)</b>								
	Act	0, 1, 2, 3	<b>0,58</b>	0,182	<i>p</i> <0.01	<b>1,79</b>	0,22	0,94
<b>Confianza Interpersonal</b>								
	Conf	1 ó 0	<b>0,58</b>	0,309	<i>p</i> <0.1	<b>1,79</b>	-0,02	1,19
<b>Seguir Noticias en la Web</b>								
	Nweb	1 ó 0	<b>0,83</b>	<b>0,298</b>	<i>p</i> <0.01	<b>2,29</b>	<b>0,25</b>	<b>1,41</b>
<b>Edad</b>								
	Ed	16 o más	<b>0,02</b>	0,009	<i>p</i> <0.05	<b>1,019</b>	0,002	0,035
<b>Género</b>								
	Gen	1 ó 0	0,19	0,290	No sig.	1,21	-0,38	0,76
<b>Constante</b>								
			<b>-5,00</b>	0,693	<i>p</i> <0,001	0,01		

Nº de Casos: 341. Pseudo-R<sup>2</sup> Nagelkerke: 0,46

Otras variables de medios no mostradas aquí –leer o comentar la política en redes sociales, leer el diario con frecuencia y seguir programas políticos en TV y radio– también predicen el interés entre las personas de 16 y más años de la Región Capital bonaerense, durante el segundo semestre de 2013. Todos estos modelos están detallados en Jorge (2014).

Al proceder así, hacemos un uso básicamente *exploratorio* del análisis de regresión. La teoría nos sugiere qué variables del contexto social y cultural poseen una *asociación* más probable con el interés por la política. En *una muestra específica* –aquí la ECCP 2013– resultan significativas la educación alta –universitaria completa o no–, la confianza en los partidos –un *proxy* de la confianza en el sistema político–, la percepción de la propia capacidad de entender la política –la *eficacia interna*–, el número de tipos de acciones no institucionalizadas –petitorios, manifestaciones y boicots– de las que ha participado el entrevistado, y la confianza interpersonal –en “la mayoría de las personas”–.

Es recomendable incorporar a un modelo variables típicas de control –demográficas o de otra clase–, que la teoría o la experiencia indican que suelen estar asociadas con el fenómeno examinado: es el caso de la *edad* y el *género*.

La teoría es menos precisa acerca de qué variables comunicacionales están vinculadas al interés. Las hipótesis del *malestar mediático* y de la *movilización cognitiva* mantienen posiciones opuestas (Norris, 2000; Curran *et al.*, 2014; Jorge, 2010b). Nos orienta empero una serie de estudios previos –incluyendo los nuestros, en diversas encuestas regionales–, algunos referidos específicamente al impacto político de la Web (Bimber y Copeland, 2013; Boulianne, 2009; Mossberger *et al.*, 2008). *Exploramos*, pues, estos posibles vínculos, incorporando sucesivamente al modelo nuestros indicadores de uso de medios, primero individualmente y luego combinando los que se revelan significativos.

Es probable que el hábito de seguir las noticias en la Web esté asociado sobre todo, en el estado presente de difusión de Internet en la Argentina, con el de leer el diario *on-line*. Cuando introducimos en el modelo los dos indicadores a la vez, “Seguir las Noticias” pierde significación. Con el diario, sin embargo, tendríamos una variable de al menos tres categorías: podemos leerlo en papel, leerlo en Internet o no leerlo. No es imposible introducir una *tricotomía* como variable dependiente con el tipo de *Path Analysis* que vamos a emplear (Menard, 2010, Cap. 9), pero –a pesar de que en la *ECCP 2013* solo la lectura del diario en la Web, y no en papel, está asociada al interés– la complejidad del modelo aumentaría en exceso para nuestro propósito actual.

Optamos, pues, por ilustrar el uso de estas técnicas avanzadas con una dicotomía. El hábito que analizaremos se halla muy extendido: el 39 % de la población de 16 y más años de la Región Capital sigue las noticias en la Web “con frecuencia”. En nuestra regresión la edad actúa, respecto de la conducta de seguir las noticias, como una *variable supresora* (Tzelgov y Henik, 1991). Este tipo de fenómeno –bien conocido, aunque no siempre fácil de interpretar– tiene aquí un efecto no muy intenso, pero sí

estadísticamente significativo. Como al aumentar la edad el interés por la política crece, pero el uso de Internet disminuye –una típica *situación de supresión*–, la inclusión de la edad en el modelo *incrementa la influencia* sobre el *interés* de la variable “Noticias”, cuyo coeficiente B sube de 0,71 a 0,83.

Una regresión como la de la Tabla 1 no define por sí misma cuáles son las *causas* del interés por la política. Sus variables independientes *predicen* el interés, pero la atribución de “causas” corre por cuenta del investigador, sobre la base de consideraciones teóricas.

Veamos primero que este modelo permite calcular la *probabilidad* –con un valor entre 0 y 1– de que los miembros de la población estudiada se interesen por la política cuando asumen cualquier combinación de valores en las variables predictoras. La ecuación para realizar este cómputo (Agresti, 2007: 99-100) viene dada por la *función Logit*, que para una variable dependiente binaria como el interés (simbolizado como *Int*) es, en nuestro caso, la siguiente:

$$\ln\left(\frac{\text{Prob.Int}}{1 - \text{Prob.Int}}\right) = 1,38 \text{ EA} + 0,62 \text{ EM} + 1,55 \text{ CPm} + 0,91 \text{ CPnm} + 1,30 \text{ Ef} + 0,58 \text{ Act} + 0,58 \text{ Conf} + 0,83 \text{ Nweb} + 0,02 \text{ Ed} + 0,19 \text{ Gen} - 5,0$$

El lado derecho de esta ecuación es una *combinación lineal* de las variables independientes de la Tabla 1. Cada variable está multiplicada por su coeficiente *no estandarizado* B y puede asumir cualquiera de los valores indicados en la tabla. La expresión entre paréntesis es el *cociente* entre las probabilidades estimadas de *estar interesado* (numerador) y de *no estarlo* (denominador). La función *Logit* dice que el logaritmo natural (ln) de este cociente es igual a la combinación de variables de la derecha.

Supongamos, para ejemplificar, que deseamos estimar la probabilidad de que se interese por la política el segmento constituido por personas de *educación alta*, que tienen *mucha* confianza en los partidos, creen que la política *se entiende*, han realizado los *tres* tipos de acciones, *confían* en la mayoría de las personas y *siguen las noticias* en la Web con frecuencia. Asumamos por último que son varones y tienen la edad promedio de nuestra muestra: 38 años.

Asignando a cada variable independiente el valor que corresponde, la expresión de la derecha arroja un resultado de 3,33:

$$\ln\left(\frac{\text{Prob.Int}}{1 - \text{Prob.Int}}\right) = (1,38 \times 1) + (0,62 \times 0) + (1,55 \times 1) + (0,91 \times 0) + (1,3 \times 1) + (0,58 \times 3) + (0,58 \times 1) + (0,83 \times 1) + (0,02 \times 38) + (0,19 \times 1) - 5,0 = 3,33$$

Nos falta aún despejar la probabilidad de estar interesado (*Prob. Int*) de la expresión entre paréntesis. Recordando que la base de los logaritmos naturales es  $e = 2,7183$ , con un poco de álgebra obtenemos:

$$Prob. Int = \frac{e^{3,33}}{1 + e^{3,33}} = \frac{(2,7183)^{3,33}}{1 + (2,7183)^{3,33}} = 0,966$$

Como anticiparíamos por el perfil especial del segmento que hemos supuesto, la probabilidad estimada de que este tipo de personas se interese por la política es 96,6 %, es decir, casi 1.

Para cada uno de nuestros encuestados, es posible calcular esta probabilidad predicha por el modelo y compararla con el valor real u observado de la variable interés, que surge de sus respuestas. La correlación  $R$  entre los valores predichos y observados  $-0,61$  en nuestra base— es una medida de evaluación del modelo.

A fin de hacernos una idea más precisa del impacto de seguir o no las noticias en la Web, podríamos aislar su efecto asignando al resto de las variables su valor más frecuente en la muestra (o el promedio, en las variables cuantitativas). Consideremos, pues, el grupo de mujeres de 38 años, con educación alta, que confía “no mucho” en los partidos, cree que la política se entiende, ha realizado solo un tipo de acción y *no confía* en la mayoría de las personas.

Si este segmento *no siguiera* las noticias en la Web —la situación más frecuente—, su probabilidad esperada de estar interesado sería 48 %; si las siguiera, 68 %. Eligiendo, como es usual, un punto de corte de 50 %, esperaríamos que el grupo no esté interesado —por muy poco— en el primer caso y que sí lo esté en el segundo.

El valor del coeficiente  $B$  de una variable indica el efecto estimado de esta sobre el interés *controlando* por todos los demás predictores del modelo. Cada  $B$  tiene un *intervalo de confianza* que depende de su *error estándar*. El  $B$  de “seguir las noticias en la Web” es 0,83, pero su valor real puede variar, con un 95 % de probabilidad, entre un mínimo de 0,25 y un máximo de 1,41. Este intervalo de confianza se calcula con la *estadística Wald* (Agresti, *op. cit.*: 106-7). Los valores mínimo y máximo son los de  $B \pm (1,96 \times 0,298)$ , donde 0,298 es el error estándar.

Los *odds ratio* ofrecen otra manera de apreciar el efecto de una variable. El valor de cada uno es el de  $e = 2,7183$  elevado al valor del coeficiente  $B$  de esa misma variable. Las personas encuentran más difícil pensar en términos de *odds* que de probabilidades. La probabilidad de sacar un seis al tirar un dado es  $1/6$  (o 0,167). El *odds* es igual a la probabilidad de sacar un seis *dividida* por la probabilidad de *no sacarlo*:  $1/6$  dividido por  $5/6$ , lo que da  $1/5$ , o 0,20 (o, en la jerga de las apuestas, 1 “contra” 5). Adviértase que la expresión entre paréntesis de la función *Logit* es el *odds* de la variable dependiente: aquí, la probabilidad de estar interesado dividida por la probabilidad de no estarlo.

La interpretación se complica porque lo que muestra la tabla para cada predictor es un *odds ratio*, esto es, un *cociente de odds*. El *odds ratio* de “seguir las noticias” es 2,29 (que resulta de la potencia  $e^B$ , es decir,  $2,7183^{0,83}$ ). Con las variables cualitativas –la mayoría en el modelo–, este valor nos dice si (y cuánto) el *odds* de estar interesados entre las personas de la categoría analizada –aquí las que siguen las noticias– es mayor o menor al *odds* de quienes están en la *categoría de referencia* –los que *no siguen las noticias*–. La categoría de referencia no se incluye normalmente en la tabla.

En definitiva: el *odds* de interesarse por la política de quienes siguen las noticias es 2,29 veces mayor al de quienes no lo hacen. En una variable cuantitativa la interpretación es algo distinta. En el Activismo, el *odds* de interesarse por la política aumenta *en promedio* un 79 % por cada acción adicional que realizan los encuestados.

### Estimando pesos relativos: ¿cuán importante es seguir noticias en la Web?

El coeficiente B y los *odds ratios* dan un indicio acerca de la *influencia relativa* de los predictores sobre el interés. El B de confiar “mucho o bastante” en los partidos –1,55– es algo mayor al de la educación alta –1,38– y la eficacia interna –1,30–. Los tres son superiores al de seguir las noticias (0,83).

El problema es que un modelo incluye generalmente variables con métricas heterogéneas. ¿Cómo sopesar, en comparación con las variables antedichas, la influencia del activismo sobre el interés, que se mide multiplicando por 0,58 el número de acciones (entre 0 y 3) realizadas por los encuestados?

Un coeficiente estandarizado resuelve esta cuestión homogeneizando la métrica de todos los predictores. El coeficiente de Menard –que simbolizaremos  $\beta_M$ – se define como sigue (Menard, 2014: 1417-8 y 1995, pp. 52-3):

$$\beta_M = B \times S_x \times \frac{R}{S_{\text{logit}(\hat{Y})}}$$

B es el coeficiente no estandarizado que ya conocemos;  $S_x$ , la desviación estándar de la variable cuyo coeficiente calculamos. R es la correlación entre a) los valores *predichos* de la variable dependiente  $\hat{Y}$ , calculados por la regresión logística *para cada encuestado* (las probabilidades ya ejemplificadas, que asumen *cualquier* número entre 0 y 1), y b) los valores *observados* de la variable dependiente en cada entrevistado, que surgen de la encuesta (y tienen solo dos valores: 0 o 1).  $S_{\text{logit}(\hat{Y})}$  es la desviación estándar del *Logit* de la variable dependiente predicha. El *Logit* se calcula para cada entrevistado, a partir de la probabilidad *predicha*, mediante la ecuación  $\text{Logit}(\hat{Y}) = \ln(\text{Prob}/(1 - \text{Prob}))$ .

Realizando todos estos cálculos para la regresión de la Tabla 1 con el auxilio del *software* SPSS –ver Menard (1995) para un detalle de los pasos operativos–, surgen los coeficientes estandarizados de la Tabla 2.

El orden de importancia de los predictores según el tamaño de  $\beta_M$  difiere del que inferiríamos a partir de B. “Seguir las noticias en la Web”, con  $\beta_M = 0,137$ , figura en el sexto lugar: su poder para predecir el interés por la política aparece un poco por debajo del que posee confiar “no mucho” en los partidos.

**Tabla 2 – Coeficientes Estandarizados del Modelo de la Tabla 1**

Orden de Importancia	Variable	$\beta_M$	B	$S_x$
1	Educación Alta	0,230	1,377	0,491
2	La política se entiende	0,217	1,301	0,491
3	Confianza en los Partidos: Mucha / Bastante	0,209	1,552	0,396
4	Activismo (Nº de Acciones)	0,164	0,581	0,829
5	Confianza en los Partidos: No mucha	0,154	0,907	0,501
6	Seguir las Noticias en la Web	0,137	0,829	0,488
7	Edad	0,109	0,019	17,354
8	Educación Media	0,098	0,623	0,463
9	Confianza Interpersonal	0,093	0,585	0,468
10	Género: Varón	0,032	0,187	0,499

La interpretación de  $\beta_M$  es la siguiente: un cambio en una unidad de desviación estándar de, por ejemplo, “seguir las noticias”, produce un cambio de 0,137 desviaciones estándar del *Logit* del interés. En variables cuantitativas como la edad, este modo de razonar tiene un significado tangible. La desviación estándar de la edad ( $S_x$  de la tabla) es de algo más de 17 años. El coeficiente  $\beta_M$  predice que un aumento de 17 años en la edad de las personas generará un incremento de 0,109 desviaciones estándar del *Logit* del interés. En las variables de categoría la unidad de desviación estándar no posee un significado intuitivo.

### Análisis causal y efectos indirectos con PALR

Con el coeficiente  $\beta_M$  podemos explotar a fondo las posibilidades del *Path Analysis*. Se trata ahora de pensar nuestro problema no ya solo en términos de predicciones y asociaciones, sino de *relaciones de causalidad*. Una regresión como la de la Tabla 1 sugiere una serie de posibles “causas” del interés por la política.

Aunque una regresión pueda incluir *interacciones* relevantes entre las variables independientes, formular y contrastar hipótesis sobre el conjunto de vínculos causales entre todos estos factores requiere

habitualmente, por la complejidad de los fenómenos sociales, salir del marco de una única regresión, y plantear –de modo formal o implícito– un *sistema de ecuaciones* o regresiones.

El sencillo diagrama causal de la Figura 1-B supone dos regresiones: una, del Interés, con Noticias y Activismo como predictores; otra, del Activismo, donde Noticias es el único predictor. Formalmente:

$$\text{Logit}(\text{Act}) = \alpha_0 + \beta_{NA} \cdot N_{W\epsilon b}$$

$$\text{Logit}(\text{Int}) = \alpha_1 + \beta_{NI} \cdot N_{W\epsilon b} + \beta_{AI} \cdot A_{ct}$$

$\alpha_0$  y  $\alpha_1$  son *constantes* –como la de la Tabla 1– y los demás  $\beta$  son los coeficientes de la Figura 1-B. Este sistema posee dos variables *endógenas* –dependientes, explicadas *dentro* del modelo–, que son el Interés y el Activismo, y una variable *exógena*, determinada por fuerzas *externas* al sistema: Noticias.

Para poder resolver –estimando sus parámetros mediante regresiones– un sistema de ecuaciones estructurales, este debe cumplir una serie muy precisa de condiciones, que ya han sido descritas en algunos textos clásicos (Asher, 1983; Heise, 1975; Berry, 1984).

El análisis de regresión asume, por ejemplo, que los predictores de una ecuación no están correlacionados con otras variables importantes que hayan podido omitirse. El efecto conjunto de estas últimas se concibe como un componente o “término de *error*” en la ecuación. Este *error* surge del hecho de que cada observación de la variable dependiente difiere del valor esperado *basado en toda la población* (este último valor es desconocido y el error solo se estima a través de los *residuos* de la regresión, que son la diferencia entre los valores observados y *predichos*).

Es posible demostrar que en modelos como el de la Figura 1-A, donde las variables se influyen mutuamente, ya no podemos asumir que los términos de error no están correlacionados con todos los predictores (Wooldridge, 2013: 555-60; Berry, *op. cit.*: 60-61). Las regresiones habituales arrojarían, en tales casos, estimaciones *sesgadas* e *inconsistentes*. Se aplica entonces una técnica especial: la construcción de *variables instrumentales* y la *regresión en dos etapas* (Wooldridge: 512-43; Bollen, 2012; Menard, 2010, 164-70).

Las ciencias sociales han apelado con frecuencia a los llamados sistemas *recursivos*. Estos hacen un conjunto específico de supuestos sobre las relaciones causales entre las variables, para poder emplear la regresión del modo usual. Asumen, entre otras cosas, que todos los vínculos son unidireccionales, y que las variables endógenas se determinan secuencialmente, una a la vez. Un ejemplo simple son las ecuaciones de la Figura 1-B.

La utilidad de un modelo de esta clase depende de cuán realistas sean los supuestos de partida. Hemos construido, con las variables de la regresión de la Tabla 1, un sistema recursivo de cierta complejidad (Tabla 3). Además de explorar algunos nexos causales, el ejercicio servirá para ilustrar el grado en que los

resultados de un análisis dependen de nuestras hipótesis iniciales, es decir, de la *especificación del modelo*. Esto se hará patente cuando formulemos después un diagrama distinto.

**Tabla 3 – PALR del Interés por la Política:  
 un Modelo Recursivo Coeficientes Estandarizados  $\beta_M$**

Variables Dependientes	Variables Independientes						
	Edad	Educación Alta	Confianza Interpersonal	Eficacia Interna	Seguir Noticias en la Web	Confianza Alta en los Partidos	Activismo (Dicotómica)
Ec 1 - Educación Alta	-0,045						
Ec 2 - Confianza Interpersonal	-0,028	0,123 *					
Ec 3 - Eficacia Interna	0,023	0,205 ***	0,251 ***				
Ec 4 - Seguir Noticias en la Web	-0,142 **	0,199 ***	0,064	0,160 **			
Ec 5 - Confianza Alta en los Partidos	-0,071	0,065	0,148 ***	0,091	0,002		
Ec 6 - Activismo (Dicotómica)	0,126 *	0,208 **	-0,013	0,171 **	0,168 **	0,108 *	
Ec 7 - Interés por la Política	0,111 *	0,179 ***	0,114 *	0,242 ***	0,149 **	0,126 **	0,156 **

Nivel de significación (basado en los coeficientes no estandarizados): \*\*\* $p < 0.001$ , \*\* $p < 0.01$ , \* $p < 0.05$

Cada fila de la Tabla 3 representa una de las siete ecuaciones del sistema. La columna de la izquierda indica la variable dependiente de cada ecuación; las restantes columnas, sus predictores. La Edad, única variable exógena, es el único predictor de la Educación. Ambas son las variables independientes en la regresión de la Confianza Interpersonal. Luego, las tres predicen la Eficacia, y así siguiendo.

Para no aumentar la complejidad incluyendo tricotomías como variables dependientes, hemos transformado la Educación y la Confianza en los Partidos en dicotomías. Hacemos lo mismo con el Activismo. Además, excluimos del modelo el Género, que no es significativo. Por todo esto, los coeficientes  $\beta_M$  de la ecuación 7 del Interés no son iguales a los de la Tabla 2.

Cada coeficiente  $\beta_M$  de la Tabla 3 corresponde a un predictor en una ecuación. Por ejemplo, 0,205 es el  $\beta_M$  de la Educación en la regresión de la Eficacia. De los coeficientes no significativos estadísticamente, no podemos decir, en rigor, que su valor no sea cero.

El diagrama es muy complicado para mostrarlo íntegramente en un gráfico. La Figura 2 presenta las influencias *directas* que actúan sobre la variable Noticias; la Figura 3, las que esta ejerce sobre otras variables.

Figura 2 – Influencias directas ( $\beta_M$ ) que actúan sobre “Seguir Noticias en la Web”

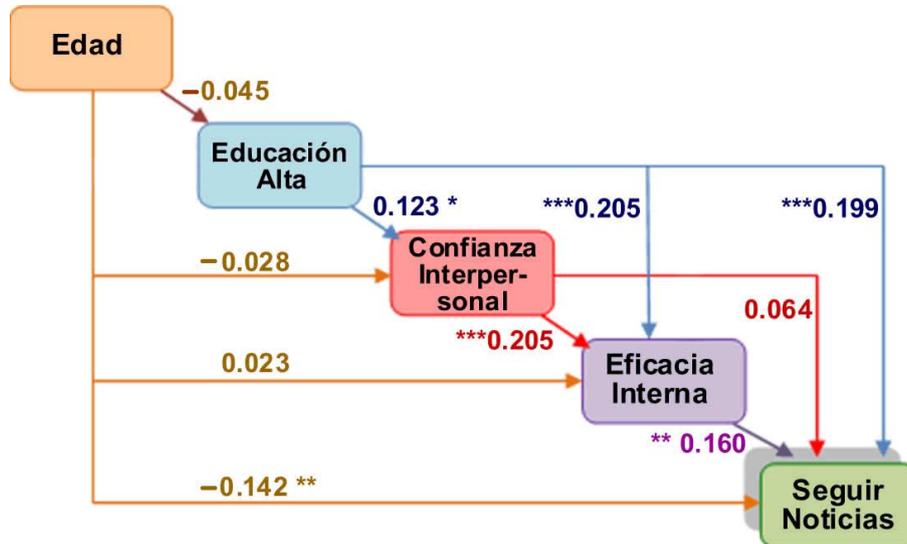
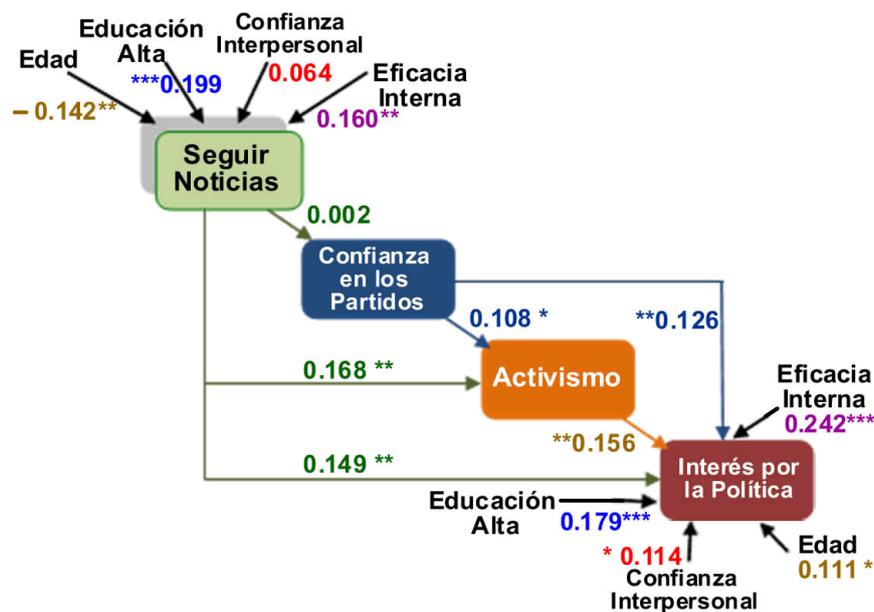


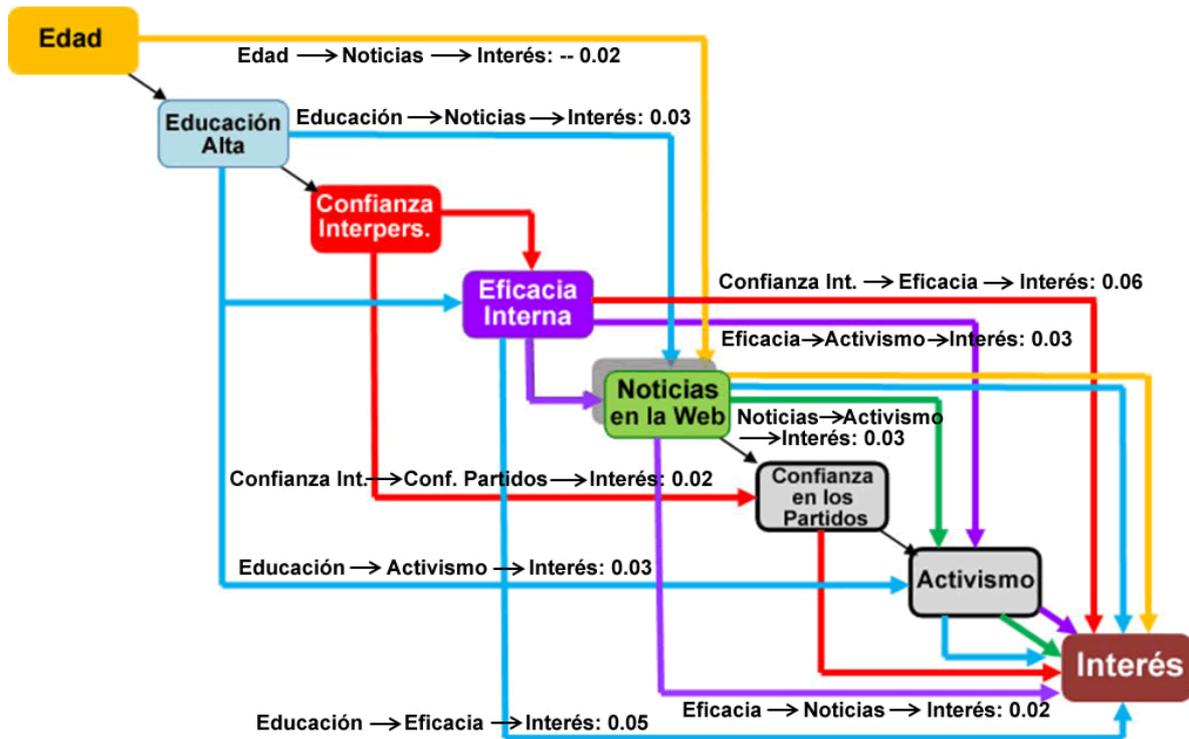
Figura 3 – Influencias ( $\beta_M$ ) ejercidas por “Seguir Noticias en la Web”



Para estimar el *impacto total* de una variable sobre el interés por la política, sumamos a su *impacto directo* – su coeficiente  $\beta_M$  en la ecuación 7 de la Tabla 3– todos sus *efectos indirectos*. Éstos son aquí más de 100, pero un buen número de ellos es insignificante. Algunos de los principales se ven en la Figura 4. Para facilitar su identificación, el itinerario que sigue el influjo indirecto de cada variable se dibuja en el color del rectángulo que simboliza a esa misma variable.

Noticias, por ejemplo, actúa sobre el Interés a través del Activismo. Este impacto indirecto se calcula como el producto del  $\beta_M$  de Noticias sobre el Activismo (0,168) multiplicado por el  $\beta_M$  del Activismo sobre el Interés (0,156), lo que da 0,025 (o aproximadamente 0,03).

**Figura 4 – Algunos Efectos Indirectos ( $\beta_M$ ) sobre el Interés por la Política**



La Tabla 4 detalla el efecto total de cada variable sobre el Interés, sumando sus efectos directos e indirectos. Haber transformado algunas variables en dicotomías, para ingresarlas como variables dependientes en el PALR, ha tenido un costo alto para la Confianza en los Partidos y el Activismo, cuyo efecto directo cae notoriamente –compárese con su  $\beta_M$  en la Tabla 2– respecto del modelo inicial. Es posible conservar el Activismo en su forma cuantitativa y tratarlo como variable dependiente con una regresión ordinaria. Mantener la Confianza en los Partidos como tricotomía o variable ordinal haría más complejo el análisis, si bien podríamos –aunque sería más discutible– transformarla también en una escala cuantitativa,

**Tabla 4 – Efecto Total de las Variables sobre el Interés por la Política**

Orden de Importancia	Variable	Efecto		
		Total	Directo	Indirecto
1	Educación Alta	0,346	0,179	0,167
2	Eficacia Interna	0,310	0,242	0,068
3	Confianza Interpersonal	0,222	0,114	0,108
4	Seguir Noticias en la Web	0,175	0,149	0,026
5	Activismo (Dicotómica)	0,156	0,156	
6	Confianza en los Partidos	0,143	0,126	0,017
7	Edad	0,081	0,111	-0,030

### La hipótesis de la influencia mutua: un modelo no recursivo

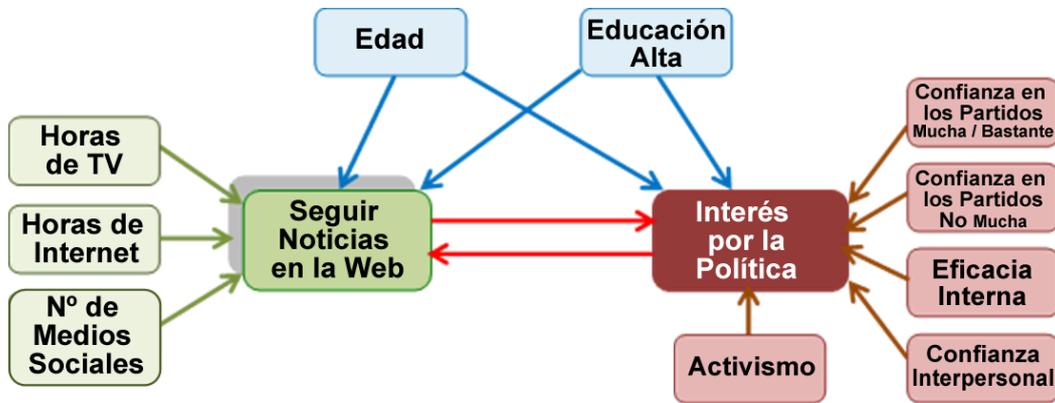
Indagar la hipótesis de una relación de causalidad recíproca entre la exposición a las noticias *on-line* y el interés político tiene mucha importancia, porque es parte del núcleo de la teoría del “círculo virtuoso” sobre los efectos de los medios (Norris, 2000). Esta sostiene que las personas políticamente activas tienden más que el resto a seguir las noticias políticas, y que esta exposición refuerza su interés (Jorge, 2010a).

Ingresamos ahora en un terreno poco explorado: el de la regresión logística en dos etapas (Menard, 2010). Al asumir que nuestras dos variables se influyen mutuamente, ya no podemos suponer: a) que las Noticias no están correlacionadas con el término de error en la ecuación del Interés; b) que el Interés no está correlacionado con el término de error en la regresión de las Noticias.

En este modelo *no recursivo*, donde las variables no se determinan de manera secuencial, sino *simultánea*, ya no es posible calcular las regresiones directamente (Wooldridge, 2013; Bollen, 2012; Asher, 1983; Berry, 1984). Primero, debemos crear *variables instrumentales* para las Noticias y el Interés. Y en una segunda etapa, calcular: a) la regresión del Interés, usando la *variable Interés* original como dependiente, pero el *instrumento Noticias* como *predictor*; b) la regresión de Noticias, usando la *variable Noticias* original como *dependiente*, pero el *Instrumento Interés* como *predictor*.

Poniendo el foco en este influjo de dos vías, redefinimos la estructura del modelo e incorporamos nuevas variables. Con esto cumplimos además otros requisitos de un modelo no recursivo, como el de estar *identificado* o *sobreidentificado* (Berry, 1984: 18-60). Intuitivamente, esto último significa que, en nuestro diagrama, el número y la estructura de las ecuaciones y variables exógenas –estas, determinadas fuera del modelo– deben ser suficientes y adecuados para resolver las incógnitas del sistema.

**Figura 5 – Modelo no-recursivo: causalidad circular entre Interés y Noticias**



Nuestro nuevo esquema –Figura 5– es un sistema *sobreidentificado*. Asume que, de las diez variables exógenas, la Edad y la Educación Alta influyen a la vez sobre el Interés y las Noticias. La cantidad diaria de horas que las personas miran TV y navegan en Internet, y el número de medios sociales *on-line* que usan, actúan sobre el hábito de seguir las Noticias, pero *no sobre el Interés*. Inversamente, la confianza en los partidos, la eficacia, el activismo y la confianza interpersonal, actúan sobre el Interés, pero *no sobre las Noticias*.

La base del procedimiento es construir una *variable similar a las Noticias* que no esté correlacionada con el término de error en la ecuación del Interés, para que podamos incluirla como predictor en la regresión de este último. Del mismo modo, es preciso hallar una variable similar al Interés para introducirla en la regresión de las Noticias. Estos predictores sustitutos son las *variables instrumentales* (o instrumentos).

A fin de construir estos dos instrumentos (para los detalles, remitimos al lector a la bibliografía citada), computamos sendas regresiones para el Interés y las Noticias, usando como variables independientes, en ambos casos, *todas las variables exógenas* del modelo (Tabla 5). Los valores de cada una de estas dos variables sustitutas son las *probabilidades predichas* para cada encuestado por la regresión correspondiente.

Esto crea, en principio, dos variables *continuas*, que pueden tomar *cualquier valor entre 0 y 1*. Siguiendo la recomendación de Menard (2010), las transformamos –empleando un punto de corte de 0,5– en variables *binarias* (como las originales), con *solo dos valores posibles*: 0 o 1. Esto tiene el efecto de que la varianza del instrumento –que se ve atenuada en su versión continua– sea muy similar a la de la variable original. La Tabla 6 compara algunas características de los instrumentos y sus variables originales.

**Tabla 5 – Regresiones del Interés y las Noticias  
con todas las Variables Exógenas como predictores**

Variables Independientes	Reg. Noticias		Reg. Interés	
	B	Sig.	B	Sig.
Edad	0,012	No sig	0,019	*
Educación Alta	0,498	No sig	1,012	***
Eficacia Interna	0,540	No sig	1,364	***
Activismo (Nº de Acciones)	0,267	No sig	0,641	***
Confianza en los Partidos: Mucha / Bastante	0,050	No sig	1,491	***
Confianza en los Partidos: No Mucha	-0,002	No sig	0,848	*
Confianza Interpersonal	0,181	No sig	0,600	*
Horas Diarias de Exposición a la TV	-0,125	**	-0,064	No sig
Horas Diarias de Uso de Internet	0,108	**	0,048	No sig
Nº de Medios Sociales de Internet Usados	0,776	***	0,031	No sig
Constante	-2,634		-4,149	

\*\*\* p<0,001; \*\* p<0,01; \* p<0,05

**Tabla 6 – Comparación de los Instrumentos con las Variables Originales**

		Media	Desviación Estándar	Correl. R con la Variable Original	Nº de Casos
Noticias Web	Variable Original	40%	0,490		334
	Instrumento Binario	36%	0,480	0,414	
	Instrumento Continuo	40%	0,267	0,539	
Interés	Variable Original	36%	0,482		333
	Instrumento Binario	34%	0,475	0,533	
	Instrumento Continuo	36%	0,283	0,582	

La segunda etapa del análisis es computar las regresiones de las dos variables endógenas del bucle no recursivo, con los instrumentos entre sus predictores. El procedimiento consiste en: 1) calcular la regresión de la variable interés original, usando como variables independientes a) el *instrumento binario de las Noticias*, y b) las variables exógenas que actúan sobre el Interés, *excluyendo las que actúan solo sobre las Noticias*; 2) calcular la regresión de la variable *Noticias original*, usando como variables independientes a) el *instrumento binario del Interés*, y b) las variables exógenas que actúan sobre las *Noticias*, *excluyendo las que actúan solo sobre el Interés*. Los resultados obtenidos están en las Tablas 7 y 8.

**Tabla 7 – Regresión del Interés: Modelo no-recursivo**

Variables Independientes	$\beta_M$	B	Error Estándar de B	Sig. B	Odds Ratio e <sup>B</sup>	Intervalo de B	
						Inf.	Sup.
Eficacia Interna	0,221	1,280	0,338	p<0,001	3,597	0,617	1,943
Confianza en los Partidos: Mucha / Bastante	0,203	1,437	0,433	p<0,001	4,209	0,589	2,286
Activismo (Nº de Acciones)	0,188	0,638	0,181	p<0,001	1,893	0,284	0,993
Educación Alta	0,167	0,961	0,297	p<0,001	2,613	0,378	1,543
Confianza en los Partidos: No Mucha	0,138	0,783	0,361	p<0,05	2,188	0,075	1,491
Edad	0,103	0,017	0,009	No sig.	1,017	0,000	0,034
Confianza Interpersonal	0,102	0,613	0,304	p<0,05	1,847	0,018	1,208
Seguir Noticias en la Web: Instrumento	0,075	0,445	0,330	No sig	1,560	-0,203	1,092
Constante		-4,166	0,576		0,016		

Nro de Casos: 333. Pseudo-R<sup>2</sup>Nagelkerke: 0,43

**Tabla 8 – Regresión de Noticias: Modelo no-recursivo**

Variables Independientes	$\beta_M$	B	Error Estándar de B	Sig. B	Odds Ratio e <sup>B</sup>	Intervalo de B	
						Inf.	Sup.
Nº de Medios Sociales de Internet Usados	0,347	0,770	0,148	p<0,001	2,159	0,479	1,061
Interés por la Política: Instrumento	0,155	0,880	0,313	p<0,01	2,410	0,267	1,492
Horas Diarias de Uso de Internet	0,153	0,100	0,040	p<0,05	1,105	0,021	0,179
Educación Alta	0,071	0,387	0,298	No sig	1,473	-0,196	0,971
Edad	0,062	0,010	0,010	No sig	1,010	-0,010	0,029
Horas Diarias de Exposición a la TV	-0,176	-0,122	0,043	p<0,01	0,885	-0,206	-0,038
Constante		-2,161	0,534		0,115		

Nro de Casos: 334. Pseudo-R<sup>2</sup>Nagelkerke: 0,38

La variable Noticias no es estadísticamente significativa en la regresión del Interés y los valores de sus coeficientes B y  $\beta_M$  caen a la mitad comparados con los del modelo inicial de la Tabla 1. Por el contrario, el Interés no solo es un predictor significativo en la regresión de las Noticias en la Web, sino que su importancia es menor únicamente a la de usar Medios Sociales.

Este análisis, preliminar y exploratorio, sugiere que, en el caso específico del indicador “seguir noticias en la Web” en nuestra *ECCP 2013*, el interés por la política parece impulsar el hábito de informarse en Internet, mientras que una posible influencia de este hábito sobre el interés no es, como mínimo, lo bastante intensa para resultar significativa.

### Bibliografía

- Agresti, Alan (2007), *An Introduction to Categorical Data Analysis*, New York, Wiley.  
 Almond, Gabriel y Sidney Verba [1963] (1989), *The Civic Culture*, Newbury Parke, Sage.

- Asher, Herbert B. (1983), *Causal Modeling*, Newbury Park, Sage.
- Berry, William D. (1984), *Nonrecursive Causal Models*, Newbury Park, Sage.
- Bimber, Bruce y Lauren Copeland (2013), "Digital media and traditional political participation over time in the U.S.", *Journal of Information Technology & Politics* Vol.10, N.º 2, pp. 125:137.
- Bollen, Kenneth A. (2012), "Instrumental Variables in Sociology", *Annual Review of Sociology* Vol. 38, pp. 1-22.36.
- Boulianne, Shelley (2009), "Does Internet Use Affect Engagement? A Meta-Analysis of Research", *Political Communication* Vol. 26, N.º 2, pp.193, 211.
- Cho, Jaeho *et al.* (2009), "Campaigns, reflection, and deliberation: Advancing an O-S-R-O-R model of communication effects", *Communication Theory* 19 (1), pp. 66-88.
- Curran, James *et al.* (2014), "Reconsidering 'virtuous circle' and 'media malaise' theories of the media: An 11-nation study", *Journalism*, pp. 1-19 [en línea]. Disponible en: <<https://research.unsw.edu.au/...jones/publication>>.
- Diamond, Larry (2009), *The Spirit of Democracy*, New York, St. Martin's Griffin.
- Eckstein, Harry (1961), "A Theory of Stable Democracy", *Research Monograph* N.º 10, Center of International Studies, Princeton University.
- Heise, David (1975), *Causal Analysis*, New York, Wiley.
- Inglehart, Ronald y Christian Welzel (2005), *Modernization, Cultural Change and Democracy*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Inglehart, Ronald (1997), *Modernization and Postmodernization*, Princeton, Princeton University Press.
- Inglehart, Ronald (1990), *Culture Shift in Advanced Industrial Society*, Princeton, Princeton University Pres.
- Jorge, José Eduardo (2010a), *Cultura Política y Democracia en Argentina*, La Plata, Edulp.
- Jorge, José Eduardo (2014), "La Comunicación Política en las Redes Sociales. Enfoques Teóricos y Hallazgos Empíricos", *Question* Vol. 44 [en línea]. Disponible en: <[perio.unlp.edu.ar/ojs/index.php/question/article/download/2300/2065](http://perio.unlp.edu.ar/ojs/index.php/question/article/download/2300/2065)>.
- Jorge, José Eduardo (2013), "Los Nuevos Medios de Comunicación en la Cultura Política", *Anuario de Investigaciones 2011-2012*, La Plata, FPyCS.
- Jorge, José Eduardo (2012), "La investigación de los efectos de los medios sobre la participación política. El enfoque de la cultura política", *Question* Vol. 35, pp. 294-316.
- Jorge, José Eduardo (2010b), "Los Medios de Comunicación y la Cultura Política en las Democracias Nuevas y Maduras", *Social Science Research Network (SSRN), Working Papers Series* [en línea]. Disponible en: <<http://papers.ssrn.com/abstract=1621078>>.
- Jorge, José Eduardo (2010c): "Impacto de los medios de comunicación sobre el interés y el activismo político de los argentinos", *Question* Vol. 27 [en línea]. Disponible en: <[perio.unlp.edu.ar](http://perio.unlp.edu.ar) > Inicio > Vol. 1, Núm. 27 (2010) > Jorge>.

- Jorge, José Eduardo (2009), "Comunicación y Cultura Política en el Gran La Plata", *Anuario de Investigaciones 2006*, La Plata, FPyCS.
- Jorge, José Eduardo (2008): "Actitudes hacia la política y la democracia, capital social y uso de medios en la Región del Gran La Plata", *Question* Vol. 20 [en línea]. Disponible en: <sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915>.
- Jorge, José Eduardo; Lamanna, Gabriel A. y María de las Nieves Piovani (2014), "El Impacto Político de los Medios Sociales en Internet", *Anuario de Investigaciones 2013*, La Plata, FPyCS.
- Jorge, José Eduardo; Leguizamón, Mara y Ulises Steciow (2013a): "Una metodología para el análisis de los efectos de los medios", *Question* Vol. 38 [en línea]. Disponible en: <sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915>.
- Jorge, José Eduardo; Leguizamón, Mara y Ulises Steciow (2013b): "La Influencia de la Educación sobre la Participación Política", *Question* Vol. 39 [en línea]. Disponible en: <perio.unlp.edu.ar > Inicio > Vol. 1, Núm. 39 (2013)>.
- Kline, Rex B. (2011), *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*, New York, The Guilford Press.
- Menard, Scott (2011): "Standards for Standardized Logistic Regression Coefficients", *Social Forces* Vol. 89, N.º 4, pp. 1409-1428.
- Menard, Scott (2010), *Logistic Regression: From Introductory to Advanced*, Thousand Oaks, Sage.
- Menard, Scott (2004), "Six Approaches to Calculating Standardized Logistic Regression Coefficients", *The American Statistician* Vol. 58, N.º 3, pp. 218-223.
- Menard, Scott (1995), *Applied Logistic Regression Analysis*, Thousand Oaks, Sage, Mossberger, Karen; Tolbert, Caroline J. y Ramona S. McNeal (2008), *Digital Citizenship*, Cambridge, The MIT Press.
- Norris, Pippa (2000), *A Virtuous Circle: Political Communications in Post Industrial Societies*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Norris, Pippa y Ronald Inglehart (2009), *Cosmopolitan Communications. Cultural Diversity in a Globalized World*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Putnam, Robert D. (2000), *Bowling Alone*, New York, Simon & Schuster.
- Putnam, Robert D. (1993), *Making Democracy Work*, Princeton, Princeton University Press.
- Schwartz, Shalom H. (2009), "Culture Matters: National Value Cultures, Sources, and Consequences", en Wyer, R., Chi-yue, Ch. y H. Ying-yi, *Understanding Culture*, New York, Psychology Press, pp. 127-150.
- Schwartz, Shalom H. (2007), "Value Orientations: measurements, antecedents and consequences across nations", en Jowell, R., Roberts, C.; Fitzgerald, R. y G. Eva (eds.): *Measuring Attitudes Cross-Nationally. Lessons from the European Social Survey*, London, Sage, pp. 169-203.
- Tzelgov, Joseph y Avishai Henik (1991), "Suppression Situations in Psychological Research", *Psychological Bulletin* Vol. 109, N.º 3, pp. 524-536.

Ullman, Jodie B. (2007), "Structural Equation Modeling", en Tabachnick, B. y L. Fidell, *Using Multivariate Statistics*, Boston, Pearson, pp. 676-780.

Welzel, Christian (2013), *Freedom Rising*, New York, Cambridge University Press.

Wooldridge, Jeffrey (2013), *Introductory Econometrics*, South-Western, Mason.