



INCASI Working Paper Series

2026, No. 18



INCASI *International Network for
Comparative Analysis of Social Inequalities*



Interacciones en regresiones logísticas binarias. Parte 1: La estrategia de las dos diferencias con promedios de efectos marginales

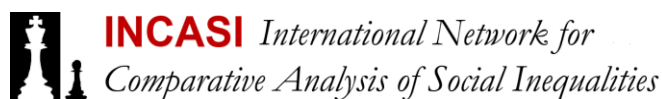
Matías Salvador Ballesteros



Funded by
the European Union

Horizon Europe – INCASI2 Project
Marie Skłodowska-Curie Actions (MSCA)
Staff Exchanges (GA-101130456)





Interacciones en regresiones logísticas binarias. Parte 1: La estrategia de las dos diferencias con promedios de efectos marginales

Matías Salvador Ballesteros¹

¹ Instituto de Investigaciones Gino Germani,
Universidad de Buenos Aires, Argentina
Consejo Nacional de Investigaciones
Científicas y Técnicas, Argentina
mballesteros@sociales.uba.ar



Horizon Europe – INCASI2 Project
Marie Skłodowska-Curie Actions (MSCA)
Staff Exchanges (GA-101130456)



INCASI Working Paper Series is an online publication under *Creative Commons* license. Any person is free to copy, distribute or publicly communicate the work, according to the following conditions:



Attribution. All CC licenses require that others who use your work in any way must give you credit the way you request, but not in a way that suggests you endorse them or their use. If they want to use your work without giving you credit or for endorsement purposes, they must get your permission first.



NonCommercial. You let others copy, distribute, display, perform, and (unless you have chosen NoDerivatives) modify and use your work for any purpose other than commercially unless they get your permission first.



NoDerivatives. You let others copy, distribute, display and perform only original copies of your work. If they want to modify your work, they must get your permission first.

There are no additional restrictions. You cannot apply legal terms or technological measures that legally restrict doing what the license allows.

This paper was elaborated in the context of the INCASI2 project, *A New Measure of Socioeconomic Inequalities for International Comparison*, that has received funding from the European Union's Horizon Europe research and innovation programme under the Marie Skłodowska-Curie, Staff Exchanges, grant agreement No 101130456 (<https://incasi.uab.es>). Views and opinions expressed are however those of the author(s) only and do not necessarily reflect those of the European Union or the European Research Executive Agency. Neither the European Union nor the granting authority can be held responsible for them.

Dipòsit Digital de Documents
Bellaterra, Cerdanyola del Vallès (Barcelona), Spain
Universitat Autònoma de Barcelona

Interacciones en regresiones logísticas binarias. Parte 1: La estrategia de las dos diferencias con promedios de efectos marginales

Matías Salvador Ballesteros

Abstract

Este trabajo resume la crítica de Trenton D. Mize a la práctica habitual en la sociología empírica de interpretar las interacciones en modelos logísticos mediante el término de la interacción. Se señala que interpretar los resultados exclusivamente a partir de los coeficientes del término de la interacción en escala logit presenta limitaciones para la inferencia sustantiva. Como alternativa, se sistematiza su propuesta centrada en el uso de Promedios de Efectos Marginales (PEM) para la interpretación post-estimación. El núcleo de esta estrategia es el esquema de las “dos diferencias”: la primera evalúa el efecto de una variable focal sobre la dependiente para cada categoría/valor de la variable moderadora, mientras que la segunda permite contrastar esos efectos entre grupos, constituyendo una prueba formal de interacción en la métrica de probabilidad. El trabajo destaca la utilidad de complementar este análisis con herramientas gráficas e incluye sintaxis en Stata para su replicación.

Keywords

Regresión logística binaria, Interacciones, Promedio de efectos Marginales, Metodología cuantitativa

Contents

1. Introducción 2. ¿Qué son las interacciones? Modelos de efectos principales vs Modelos interactivos 3. Problemas en la forma de presentar y analizar las interacciones en las regresiones logísticas binarias 4. Los Promedios de Efectos Marginales vs el Efecto Marginal en la Media 5. Propuesta de las dos diferencias de Mize 6. Metodología 7. Ejemplo de la utilización tradicional de las interacciones en las regresiones logísticas binarias 8. Ejemplo de interacciones siguiendo el Modelo de Mize 9. Sintaxis en Stata 10. Variantes y alternativas a la propuesta de Mize 11. Consideraciones finales.

1. Introducción¹

En los estudios empíricos realizados desde la sociología que utilizan modelos de regresiones logísticas binarias, las interacciones han sido tradicionalmente interpretadas a partir de los coeficientes del término de la interacción (o multiplicativo) en la escala logit y su significancia estadística. Sin embargo, la literatura metodológica ha señalado de forma consistente las limitaciones de esta práctica, en particular cuando el interés se centra en comprender las interacciones en términos de

probabilidades predichas (Mize, 2019). Esto es importante porque en muchas investigaciones sociológicas, la métrica natural de interés es la probabilidad de que ocurra un evento (ej. probabilidad de votar, de tener un empleo, de ser pobre), y no el logaritmo del odds (log-odds).

En este trabajo presentamos la propuesta de Mize (2019), quien sostiene que las interacciones en modelos logísticos no deben interpretarse únicamente a partir de los coeficientes del término de la interacción en la escala logit, sino mediante una

¹ El documento refleja parte del trabajo realizado durante la estancia de investigación en la Universidad

Pablo de Olavide en el año 2025 en el marco de la Red INCASI II.

estrategia de interpretación post-estimación basada en probabilidades predichas y diferencias entre efectos marginales. En particular, el working paper se centra en el uso de Promedios de Efectos Marginales (PEM, Average Marginal Effects o AME en inglés) y en el análisis de interacciones a partir de lo que Mize denomina primeras y segundas diferencias. Cabe destacar que, aunque aquí nos enfocamos en la regresión logística binaria, estos principios y recomendaciones aplican igualmente a otros modelos no lineales, como los modelos Probit, y modelos para variables dependientes ordinales y de conteo.

El objetivo del documento es doble. Por un lado, sistematizar de forma accesible las principales limitaciones asociadas a la interpretación que tradicionalmente se ha realizado en los estudios sociológicos empíricos de las interacciones en las regresiones logísticas binarias, centrada exclusivamente en los coeficientes del término de la interacción en escala logit. Por otro, presentar paso a paso la propuesta de Mize (2019) aplicada exclusivamente al uso de PEM, mostrando cómo este enfoque permite identificar, describir e interpretar interacciones de manera más adecuada. A partir de un ejemplo empírico basado en datos de la Encuesta Nacional de Factores de Riesgo (Argentina, 2009), comparamos ambas estrategias de análisis y mostramos las ventajas del enfoque basado en probabilidades predichas. Con estos datos, realizamos un Working Paper de INCASI (Ballesteros, 2018) que en parte está destinado a explicar cómo realizar interacciones con regresiones logísticas binarias como tradicionalmente se ha hecho (o se hacía) en la sociología. Aprovecharemos este ejemplo para mostrar algunas limitaciones que puede tener la interpretación tradicional y las ventajas de la propuesta de Mize sobre el mismo. Además, mostramos la sintaxis en Stata describiendo paso por paso cómo realizarlo.

2. ¿Qué son las interacciones? Modelos de efectos principales vs Modelos interactivos

Los modelos de regresiones logísticas binarias que no utilizan interacciones son conocidos como modelos de efectos principales. Los mismos permiten analizar el efecto de cada variable

independiente incorporada al modelo, una vez controlado el efecto de las restantes variables. Estos modelos suponen que el efecto de cada variable independiente sobre la dependiente se mantiene constante en la escala del modelo (log-odds) para las categorías o valores de las restantes variables independientes. Por ejemplo, el efecto del género de tener un trabajo se mantiene constante a distintas edades en términos de log-odds. En este sentido, los modelos de efectos principales son aditivos en la escala del modelo, ya que el efecto total es la suma de los efectos individuales de cada variable independiente.

Sin embargo, ese supuesto no siempre se cumple en los resultados empíricos y es puesto en cuestión por distintas perspectivas teóricas dentro de las ciencias sociales. Por el contrario, es posible que el efecto de una variable independiente sobre la dependiente varíe según el valor o categoría de otra variable (Jaccard, 2001; Mize, 2019). Los modelos interactivos ponen a prueba esta hipótesis. Estos incluyen los efectos principales de las variables involucradas y uno o más términos de interacción entre ellas. No obstante, como veremos en las siguientes secciones, no hay que confundir este/os término/s de la interacción (que son un término multiplicativo en la ecuación del modelo) con el efecto interactivo de las variables. De hecho, Mize (2019) señala que es posible encontrar efectos de interacción significativos en las probabilidades incluso cuando el coeficiente del término de la interacción no es estadísticamente significativo. Pero también puede ocurrir lo contrario: un coeficiente significativo del término de la interacción no garantiza que exista un efecto interactivo sustantivo en las probabilidades predichas.

Cabe señalar que cuando se realiza una interacción, se debe definir cuál es la variable focal (la variable independiente principal cuyo efecto se desea estimar) y cuál es la variable moderadora (utilizada para examinar si modifica el efecto de la variable focal). La definición de cuál variable es focal y cuál moderadora va a depender del interés del investigador.

3. Problemas en la forma de presentar y analizar las interacciones en las regresiones logísticas binarias

La literatura ha señalado sistemáticamente las limitaciones de interpretar las interacciones en modelos logísticos únicamente a partir de los coeficientes de los términos de la interacción de los Odds Ratio (OR)². Por un lado, trabajar con OR, incluso en modelos de efectos principales, tiene el problema que la literatura denomina no colapsabilidad o heterogeneidad no observada. Esta temática ha sido discutida profundamente en la literatura (ver, por ejemplo, Mood, 2010; Breen et al., 2018; Karlson y Jann, 2023) y la hemos resumido en el Working Paper previo (Ballesteros, 2018).

Sintéticamente puede señalarse que, a diferencia de la regresión lineal, en los modelos logísticos el impacto estimado de una variable (su coeficiente) puede modificarse automáticamente al añadir más información al modelo. Esto puede suceder, aunque las variables no estén correlacionadas entre sí.

Lo anterior tiene consecuencias sobre prácticas muy habituales dentro de la sociología. Por un lado, no se debería comparar directamente coeficientes entre modelos anidados (por ejemplo, antes y después de agregar controles). Por otro, tampoco es válido comparar coeficientes entre grupos dentro de una muestra (por ejemplo, hombres vs. mujeres) ni entre distintas muestras (por ejemplo, de un mismo país en distintos momentos o de distintos países) ya que cada grupo puede tener distinta heterogeneidad no observada (Mood, 2010). A diferencia de los OR, los PEM se ven solo muy marginalmente afectados por la heterogeneidad no observada cuando las variables omitidas no están correlacionadas con las variables incluidas en el modelo, que los hace más adecuados para comparar efectos entre grupos o modelos (Mood, 2010).

A lo anterior, Mize agrega que centrarse únicamente en el test de los términos de interacción es incorrecto en términos de probabilidades predichas. Puede ocurrir que el coeficiente de interacción sea

estadísticamente no significativo, pero que existan diferencias significativas en las probabilidades predichas. Inversamente, un coeficiente de interacción significativo no garantiza que el efecto de interacción en las probabilidades sea sustantivamente relevante o significativo en todo el rango de los datos. En este segundo caso, el problema no es estrictamente un "falso positivo" global, sino que el coeficiente del término de la interacción no permite localizar en qué región del rango de la variable continua existe (o no) la interacción, ni evaluar su magnitud en la métrica de probabilidades.

Centrarse exclusivamente en los términos de la interacción brinda una información incompleta. Tomando el ejemplo de una interacción entre una variable categórica y una continua, la interacción entre las variables puede no resultar constantes en los diferentes niveles de la variable independiente. Por ejemplo, si se realiza una interacción entre el género (como variable dicotómica y moderadora) y la edad (como variable focal y numérica) en las probabilidades de tener un trabajo, la misma podría ser particularmente intensa en determinadas etapas de la vida (supongamos que desde los 18 hasta los 30 años tiene un mayor efecto la edad en hombres que en mujeres), disminuir en otras etapas (supongamos que de los 31 a los 60 tiende a ser similar el efecto de la edad en ambos géneros) e incluso revertirse en otras (supongamos que a partir de los 65 tiene un mayor efecto en las mujeres). Dado que el término de la interacción resume el efecto como una constante a lo largo de todo el rango de la variable, puede resultar no significativo incluso cuando la interacción existe, pero varía en distintos tramos etarios. Más precisamente, el término de la interacción captura una diferencia promedio en las pendientes entre grupos, pero no describe si esa diferencia varía —o dónde se concentra— a lo largo del rango de la variable continua (Mize, 2019).

A todo lo anterior se suma una advertencia sobre la especificación del modelo: si el interés es evaluar si existe un efecto interactivo entre las variables, el término de la interacción debe incluirse en la

² En este documento denominamos OR al exponencial de b de la regresión logística. Karlson y Jann (2023) denominan a esta medida como Odds Ratio Condicional (Conditional Odds Ratio) y lo diferencian del Odds

Ratio Marginal (Marginal Odds Ratio), que se obtiene a partir de los efectos marginales al igual que el promedio de los efectos marginales.

regresión. Mize (2019) señala que omitirlo tiene consecuencias serias, ya que en modelos logísticos pueden observarse efectos interactivos en probabilidades predichas incluso sin término de la interacción, debido al efecto de compresión propio de la curva logística, lo que puede llevar a detectar interacciones que no existen en el proceso generador de datos. Por el contrario, incluir un término de la interacción innecesario tiene un costo mínimo: si el efecto verdadero es cero, el coeficiente tenderá a cero y no afectará las predicciones.

4. Los Promedios de Efectos Marginales vs el Efecto Marginal en la Media

Como señalamos anteriormente, una alternativa a la interpretación de las regresiones logísticas binarias a partir de los OR es el uso de los efectos marginales. Los efectos marginales resumen el efecto de una variable independiente en términos de las predicciones del modelo, es decir, en la métrica de probabilidades predichas (Mize, 2019). Siguiendo a Mize, esto tiene la ventaja de expresar e interpretar los resultados en una métrica diferente a la de los coeficientes de regresión, más cercana al interés sustantivo de la mayoría de las investigaciones sociológicas.

Existen distintas formas de calcular efectos marginales. Una de las más utilizadas es el Efecto Marginal en la Media (Marginal Effects at the Mean, en inglés), que calcula el efecto de una variable independiente fijando todas las demás variables en sus medias muestrales. Este enfoque genera una predicción para una "persona promedio" que puede no existir en la muestra. Además, cuando el modelo incluye variables nominales, su interpretación resulta poco clara: por ejemplo, implica hacer predicciones para valores como "mujer = 0,55", que carecen de sentido sustantivo (Mize, 2019, p. 86).

Una alternativa que diversos autores (Mood, 2010; Breen et al., 2018; Mize, 2019, entre otros) consideran más adecuada es el Promedio de los Efectos Marginales (PEM, o Average Marginal Effect, AME, en inglés). El PEM se calcula estimando un efecto marginal para cada observación de la muestra —usando los valores reales observados de todas las variables— y luego promediando esos efectos. De esta forma, el PEM representa el efecto promedio en la muestra, no el

efecto para la persona promedio (Mize, 2019). Si bien Mize (2019) recomienda el uso del PEM como opción por defecto para resumir los efectos en modelos logísticos, señala que la elección final debe guiarse por cuál medida responde mejor a la pregunta de investigación sustantiva. En las secciones siguientes trabajaremos exclusivamente con los PEM.

5. Propuesta de las dos diferencias de Mize

La propuesta de Mize (2019) no introduce un nuevo modelo estadístico, sino que es una estrategia de interpretación post-estimación para evaluar las interacciones. Esta estrategia se basa en el análisis de probabilidades predichas con los PEM y se estructura en torno a dos tipos de contrastes: la primera diferencia y la segunda diferencia.

Supongamos que tenemos una variable dependiente (y) realizó deporte ($0 = \text{no}$ y $1 = \text{sí}$), una variable independiente edad (x) y otra independiente, sexo (z). En este ejemplo utilizaremos a la edad como variable focal en la interacción (la variable independiente principal cuyo efecto se quiere analizar) y al sexo como variable moderadora (para examinar si modifica el efecto de la variable focal). En la prueba de la primera diferencia lo que se busca analizar es el efecto de una variable independiente (x) sobre una variable dependiente (y) para un determinado valor de la otra variable independiente (z). Por ejemplo, cuánto aumenta la probabilidad de $y=1$ cuando la edad aumenta en una unidad ($x = +1$) para un valor determinado de la otra variable de la interacción ($z = 0$, mujer). Esto, en la presentación tradicional de las interacciones en los estudios empíricos se podría ver si mujer fuera la categoría de referencia, pero no se suele mostrar el efecto en hombres. En el Modelo 3 de la tabla 2 que presentamos más adelante mostrando una interpretación tradicional de las regresiones, lo podemos ver en la variable edad (en OR). La diferencia es que Mize también propone que se observe ese efecto en los hombres y se señale si continúa siendo significativo en ambas categorías. Además, estas diferencias se calculan a partir de probabilidades predichas, no de coeficientes del modelo.

Si bien cuando se trabajan con variables dicotómicas el cambio con relación al análisis previo parece no ser tan importante, en variables con más categorías es más clara la modificación. Por ejemplo, si z fuera quintil de ingreso per cápita en lugar de sexo, siguiendo el esquema anterior de análisis de interacciones solo veríamos el efecto de la edad en la categoría de referencia de quintil (por ejemplo, en el 1er quintil). Mize propone ver el efecto de la edad en todas las categorías (también en el 2do, 3ero, 4to y 5to quintil).

Cabe destacar que la sugerencia de analizar el efecto tanto en la categoría de referencia como en la/s de contraste, también está presente en textos metodológicos sobre interacciones en regresiones logísticas que utilizan OR (por ejemplo, ver Jaccard, 2001). Sin embargo, lo que señala Mize es que no es una práctica habitual en los trabajos empíricos dentro de la sociología.

La segunda diferencia compara esas primeras diferencias entre grupos o valores de la variable moderadora. Siguiendo el ejemplo anterior sería el efecto de x (edad) sobre y (deporte) en $z1$ (mujeres) menos el efecto de x sobre y , en $z2$ (hombres). Esta diferencia de diferencias es la prueba formal de la interacción en la métrica de probabilidad. Sobre esta diferencia se debe realizar una prueba de Wald para determinar si es estadísticamente distinta de cero. Para ello debe dividirse la diferencia por el error estándar de la diferencia como se presenta en la siguiente ecuación:

$$z = \frac{\hat{\Delta} \text{ edad en mujeres} - \hat{\Delta} \text{ edad en hombres}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{\text{edad mujeres}}^2 + \hat{\sigma}_{\text{edad hombres}}^2 - 2\hat{\sigma}_{\text{edad mujeres, edad hombres}}}}$$

Donde,

$$\hat{\Delta} \text{ edad en mujeres} = \text{PEM en mujeres}$$

$$\hat{\Delta} \text{ edad en hombres} = \text{PEM en hombres}$$

$$\hat{\sigma}_{\text{edad mujeres}}^2 = \text{varianza del PEM de la edad para mujeres}$$

$$\hat{\sigma}_{\text{edad hombres}}^2 = \text{varianza del PEM de la edad para hombres}$$

$$2\hat{\sigma}_{\text{edad mujeres, edad hombres}} = \text{covarianza entre los PEM de la edad en mujeres y hombres}$$

En síntesis, el enfoque de las dos diferencias permite evaluar interacciones sin depender de los coeficientes del modelo y sin asumir que los efectos interactivos son constantes. Además, al trabajar sobre probabilidades predichas, esta estrategia

facilita una interpretación directa y más sencilla de los resultados.

Cabe señalar que, al igual que con cualquier prueba estadística, la significancia tanto de las primeras como de las segundas diferencias debe complementarse con una evaluación de su magnitud sustantiva. En muestras grandes es posible encontrar diferencias estadísticamente significativas cuya importancia práctica sea reducida. Dado que los PEM se expresan en la métrica de probabilidades, esta evaluación resulta más directa e intuitiva que en la escala de log-odds: una diferencia de 0,01 puntos porcentuales puede ser estadísticamente significativa, pero representar una diferencia mínima en términos de las probabilidades predichas.

Además, Mize señala la importancia de graficar esta relación y analizar si el efecto es similar en distintos niveles de la variable continua. Y si hay valores de la variable continua que son de particular interés, se pueden hacer test para esos valores específicos. Por ejemplo, si la interacción es significativa entre los 20 y los 30 y si es significativa entre los 70 y 80 años. Podría resultar que la interacción sea significativa para un tramo etario y no para otro.

Por último, Mize destaca que la mejor práctica es analizar los dos lados de la interacción. Es decir, mientras que en el ejemplo anterior presentamos cómo el efecto de la edad (variable focal) varía según el sexo (variable moderadora), también es aconsejable analizar cómo el efecto sexo (pasando a ser variable focal) puede variar a distintas edades (pasando a ser variable moderadora). Puede resultar que las desigualdades de género en la práctica de deporte sean particularmente elevadas entre la población más joven y disminuir, desaparecer o incluso revertirse entre la población adulta mayor. La primera diferencia aquí consistiría en analizar si las desigualdades de género a distintas edades específicas son significativas. La segunda diferencia consistiría en analizar si la desigualdad de género a una edad específica es significativamente mayor que a otra edad. Por ejemplo, si la desigualdad de género a los 20 años es significativamente mayor que a los 65 años.

6. Metodología

Para presentar cómo trabajar con las interacciones a partir de la propuesta de Mize, utilizamos datos provenientes de la 2da Encuesta Nacional de Factores de Riesgo (ENFR) realizada a la población de 18 años y más residente en zonas urbanas de Argentina durante el año 2009. La misma estuvo a cargo del Ministerio de Salud de la Nación y del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC), y se basó en una muestra probabilística estratificada y multietápica. En total se encuestaron a 34.732 personas (Ministerio de Salud, 2011: 17-19). La base de datos se encuentra disponible en la página web del INDEC³. Para desarrollar el trabajo, utilizamos solo seis variables de la base de datos. Para simplificar y que sea más intuitiva la elaboración de las sintaxis en Stata, le cambiamos los nombres a las variables. La base de datos para Stata utilizada para este documento se encuentra disponible en la página web de INCASI⁴.

Para realizar las regresiones logísticas binarias utilizamos como variable dependiente dicotómica a la realización de actividad física “para mejorar la condición física/ hacer deporte” en los últimos 30 días (no realizó es la categoría de referencia, realizó es la categoría de contraste). Para simplificar la lectura de la variable, la denominamos en el manuscrito como realización de actividad física deportiva o directamente deporte. Como variables independientes utilizamos al sexo, a la edad, al quintil de ingreso per cápita, al nivel educativo y a la región.

En un primer apartado, presentamos los OR de las regresiones logísticas, mostrando la forma en que se suelen utilizar y presentar las interacciones tradicionalmente en los estudios empíricos dentro de la sociología. En el siguiente apartado, utilizamos los promedios de los efectos marginales, y trabajamos con la propuesta de las dos diferencias de Mize. En ambos apartados realizamos un primer modelo de efectos principales en el que se incorporan todas las variables independientes. Luego presentamos los resultados de las interacciones. Con el fin de mostrar diferentes posibilidades de interacciones teniendo en cuenta el nivel de medición de las variables,

trabajamos en primer lugar con una interacción entre dos variables cualitativas (sexo y quintil de ingreso per cápita del hogar) y luego entre una variable cualitativa (sexo) y una cuantitativa (edad).

Para analizar los datos se utilizaron los factores de ponderación muestral disponibles en la base de datos, sin expandir los resultados. En la Tabla 1 se presenta un resumen de las variables utilizadas.

Tabla 1. Distribución de frecuencia absoluta y porcentual de variables seleccionadas. Población residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

		F	%
Sexo	Hombre	16227	46,7
	Mujer	18505	53,3
Nivel Educativo	Hasta primario incompleto	3702	10,7
	Hasta secundario incompleto	13881	40,0
	Hasta superior incompleto	12041	34,7
	Superior completo	5072	14,6
	Educación Especial	36	0,1
Quintil de ingreso per cápita del hogar	1er quintil	6244	18,0
	2do quintil	5925	17,1
	3er quintil	5574	16,0
	4to quintil	5208	15,0
	5to quintil	5954	17,1
	Sin declarar ingresos	5828	16,8
Región	AMBA	12643	36,4
	Pampeana	12177	35,1
	Noroeste	3593	10,3
	Noreste	2511	7,2
	Cuyo	2234	6,4
	Patagónica	1575	4,5
Realización de actividad física deportiva	Sí	13347	38,4
	No	21385	61,6
Media de edad		43,6 años	
Total		34732	100,0

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

³ <https://www.indec.gob.ar/indec/web/Institucional-Indec-BasesDeDatos-2>

⁴ [Revisar base de datos aquí.](#)

7. Ejemplo de la utilización tradicional de las interacciones en las regresiones logísticas binarias

El objetivo de esta sección no es realizar una interpretación sustantiva exhaustiva de los resultados, sino ilustrar qué tipo de información se obtiene —y cuál queda fuera— cuando las interacciones en regresiones logísticas binarias se analizan siguiendo la estrategia tradicional utilizada en estudios empíricos dentro de la sociología que se centran en la significancia de los términos de interacción.

En la Tabla 2 se presentan OR de la regresión logística binaria y la significancia. El Modelo 1 es de efectos principales, mientras que en el Modelo 2 se presenta la interacción del sexo con quintil de ingreso per cápita del hogar y en el Modelo 3 del sexo con edad. En el Modelo 1 se observa que los OR de realizar deporte aumentan entre los hombres, entre quienes no pertenecen al primer quintil de ingresos per cápita del hogar y quienes no residen en el AMBA, mientras que disminuye entre quienes no tienen estudios superiores.

Tabla 2. Odds Ratio de realización de actividad física deportiva o para mejorar la condición física en los últimos treinta días¹ según variables seleccionadas entre la población residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

	M1	M2	M3
Sexo (Ref. mujer)	1,46**	2,08**	3,57**
Edad	0,98**	0,98**	0,99**
Nivel educativo (ref. sup.)	-	-	-
Hasta primario incomplete	0,33**	0,34**	0,32**
Primario comp.- Sec. inc.	0,51**	0,52**	0,50**
Secundario comp.- Sup. Inc.	0,73**	0,74**	0,72**
Quintil de ingreso per cápita (ref. 1)	-	-	-
2	1,32**	1,51**	1,31**
3	1,43**	1,71**	1,41**
4	1,90**	2,46**	1,87**
5	2,72**	3,70**	2,65**
Región (ref. Área Metropolitana de Bs. As.)	-	-	-
Pampeana	1,43**	1,43**	1,43**
Noroeste	1,46**	1,46**	1,45**
Noreste	1,38**	1,38**	1,38**
Cuyo	1,48**	1,48**	1,48**
Patagónica	1,36**	1,36**	1,37**
Sexo*Quintil (ref. mujer y 1ero)	N/C	-	N/C
2do y hombre	N/C	0,77*	N/C

3ero y hombre	N/C	0,70**	N/C
4to y hombre	N/C	0,60**	N/C
5to y hombre	N/C	0,54**	N/C
Hombre*Edad	N/C	-	0,98**
_cons	0,88**	0,73**	0,59**

Notas: ¹ 0=No realizó, 1=Si realizó. **p < 0,01

Fuente: elaboración propia en base a ENFR 2009

Mize (2019) señala que en muchos trabajos empíricos solo se leen la significancia del coeficiente de la interacción. Para el modelo 2 sería que, en comparación con las diferencias de género en el 1er quintil, hay menores diferencias de género en el resto de los quintiles de ingreso de forma significativa (todos los términos de la interacción son significativos y menores a 1—oscilando entre 0,77 y 0,54). Aunque no siempre se realice, también se pueden interpretar otros resultados. La variable sexo está mostrando efecto de género sólo para quienes pertenecen al 1er quintil, cuya magnitud aumenta (pasa de 1,46 a 2,08). No se muestra aquí lo que sucede en los restantes quintiles. Por su parte la variable quintil de ingreso muestra el efecto del ingreso solo entre las mujeres. Vemos que la diferencia que muestran los OR se incrementa, principalmente en el 5to quintil (pasa de 2,72 a 3,70). No se muestra aquí lo que sucede entre los hombres, por lo que no sabemos si el efecto del quintil de ingreso continúa siendo significativo para este grupo.

Por su parte, en el modelo 3 incorporamos la interacción entre el sexo y la edad. En este caso la variable edad muestra el efecto solo para las mujeres (la categoría de referencia de la otra variable de la interacción). Comparando con el modelo 1, se observa que el efecto baja de 0,98 a 0,99. No vemos aquí el efecto en los hombres. Si cambiamos la categoría de referencia y pasa a ser hombre, el efecto de la edad aumenta (pasa a 0,97, no lo mostramos aquí).

En el caso de la variable sexo, lo que está mostrando es el efecto predicho del género cuando la edad es 0. Dado que aquí estamos trabajando con población de 18 años y más, esta estimación (edad=0) carece de significado sustantivo. Una alternativa recomendada sería centrar la variable edad para que el coeficiente

de sexo refleje el efecto en una edad con significado sustantivo dentro de la muestra⁵.

Por último, el término de la interacción (0,98) es significativo, siendo mayor el efecto en los hombres en comparación con las mujeres. Siguiendo la explicación de Jaccard (2001), este coeficiente puede interpretarse como la razón entre los OR de la edad para hombres y mujeres. Aquí el término muestra el efecto de la edad entre los hombres (cuyo valor exacto es 0,9716921 y lo podemos obtener cambiando la categoría de referencia), dividido el efecto de la edad entre las mujeres (cuyo valor exacto previo al redondeo es 0,992559). Si dividimos 0,9716921 por 0,992559, nos da el valor 0,9789767. Este último es el valor del término de la interacción previo al redondeo (en la Tabla 2 figura 0,98 en el término hombre*edad). Sin embargo, siguiendo a Mize (2019) esta interpretación en términos de OR resulta poco intuitiva y puede ser difícil de trasladar a probabilidades predichas, que constituyen la métrica de interés en muchos estudios.

Para entender con más detalle esta forma de interpretación de los coeficientes de la interacción con OR, puede consultarse a Jaccard (2001) o de forma más resumida y en castellano a Ballesteros (2018).

Ahora bien, ¿cuál es el problema con la información que nos brindan estos modelos? Con relación al modelo 2, observamos solo si el efecto del género continúa siendo significativo en el 1er quintil, pero no en los restantes quintiles. Podría haber sucedido que en algún otro quintil las diferencias de género dejen de ser estadísticamente significativas. Por su parte, solo vemos el efecto del quintil de ingreso entre las mujeres, pero no entre los hombres. Esto va a ser posible de analizarlo a partir de lo que Mize denomina la primera diferencia. Por último, en los términos de la interacción vemos si las diferencias de género son mayores o menores entre cada uno de

los quintiles con relación al primer quintil. En cambio, no vemos la relación entre los restantes. Por ejemplo, podría ser de nuestro interés conocer si hay mayores diferencias de género en el quinto quintil en comparación con el segundo. Esto podrá ser analizado a partir de lo que Mize denomina la segunda diferencia.

Con relación a la interacción del sexo y la edad, el término de la interacción está considerando que el mayor efecto en los hombres es constante a lo largo de la vida y no nos indica si en todas las edades hay diferencias significativas o en alguna no las hay. Por ejemplo, no podemos saber si a partir de los 70 años los hombres tienen mayores chances de realizar deporte que las mujeres. Tampoco si el mayor efecto de la edad en los hombres es constante o es mayor para algunas edades que para otras. Mize sugiere que la mejor forma de observar esto es a partir de gráficos, aunque también se pueden presentar resultados de pruebas estadísticas.

En síntesis, podemos señalar cuatro limitaciones centrales de la estrategia tradicionalmente seguida en estudios empíricos. En primer lugar, solo es posible evaluar el efecto de la variable independiente focal en la categoría de referencia de la variable moderadora, sin información sobre el efecto en las categorías de contraste. En segundo lugar, no se dispone de evidencia directa sobre si los efectos difieren entre categorías no referenciales, lo que impide realizar comparaciones sustantivamente relevantes. En tercer lugar, en el caso de interacciones entre variables categóricas y continuas, el término de la interacción asume implícitamente que el efecto diferencial es constante a lo largo de todo el rango de la variable continua, lo cual puede resultar empíricamente incorrecto. En cuarto lugar, se informa la interacción en escala de OR y no de probabilidades. Sobre las ventajas y limitaciones de

⁵ Técnicamente, en un modelo que incluye un término de interacción, el coeficiente principal de una variable categórica (como *Sexo*) representa el efecto de esa variable cuando la variable continua con la que interactúa (*Edad*) es igual a cero. Dado que la muestra analizada se limita a personas de 18 años y más, la estimación del efecto del sexo a '0 años' es una extrapolación sin significado sustantivo. Para solucionar

este problema en el marco de la interpretación tradicional de coeficientes logit, la práctica metodológica recomendada es centrar la variable continua, restándole un valor relevante dentro de la muestra (como la media de edad o un punto de referencia relevante, por ejemplo, 40 años). Al centrar la variable, el coeficiente principal pasaría a representar el efecto del sexo a esa edad de referencia (40 años).

esto último volveremos en la sección 10 del working paper.

8. Ejemplo de interacciones siguiendo el Modelo de Mize

En la Tabla 3 se presentan la estimación de los PEM a partir de la regresión logística binaria, solamente del modelo de efectos principales (Modelo 1). Aquí no se interpretan como OR, sino como probabilidades predichas y se puede leer en puntos porcentuales para facilitar la transmisión. Es decir, en lugar de expresarse en la escala de 0 a 1, se puede informar de 0 a 100 puntos porcentuales. Por ejemplo, la probabilidad de realizar deporte son 8,1 puntos porcentuales mayores para los hombres que para las mujeres, mientras que a medida que aumenta un año la edad, las probabilidades disminuyen 0,4 puntos porcentuales.

Tabla 3. Promedio de los Efectos Marginales (PEM) de realización de actividad física deportiva o para mejorar la condición física en los últimos treinta días¹ según variables seleccionadas entre la población de 18 años y más residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

	M1
Sexo (Ref. mujer)	0,081**
Edad	-0,004**
Nivel educativo (ref. sup.)	
Hasta primario incomplete	-0,236**
Primario comp.- Sec. inc.	-0,152**
Secundario comp.- Sup. Inc.	-0,075**
Quintil de ingreso per cápita (ref. 1)	-
2	0,056**
3	0,073**
4	0,136**
5	0,220**
Región (ref. Área Metropolitana de Bs. As.)	-
Pampeana	0,076**
Noroeste	0,080**
Noreste	0,068**
Cuyo	0,084**
Patagónica	0,065**

Notas: ¹0=No realizó, 1=Sí realizó.

**p < 0,01

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Siguiendo a Mize (2019), el análisis de la interacción se realiza en dos etapas. En primer lugar, se estiman las primeras diferencias, que permiten evaluar si las diferencias de género en la probabilidad de realizar deporte son estadísticamente significativas dentro de cada quintil de ingreso. Nótese que aquí estamos tomando como “variable focal”, es decir el eje de nuestro análisis, al género. En segundo lugar, se estiman las segundas diferencias, que comparan estas brechas entre quintiles y permiten evaluar directamente la existencia de interacción. En la Tabla 4 se encuentran los resultados de la primera y la segunda diferencia. Con relación a la primera diferencia se observa que el efecto deja de ser significativo entre quienes pertenecen al 5to quintil de ingresos mientras que continúan siéndolo entre quienes pertenecen a los restantes quintiles. En el gráfico 1 también se observa que en el 5to quintil las diferencias dejan de ser significativas.

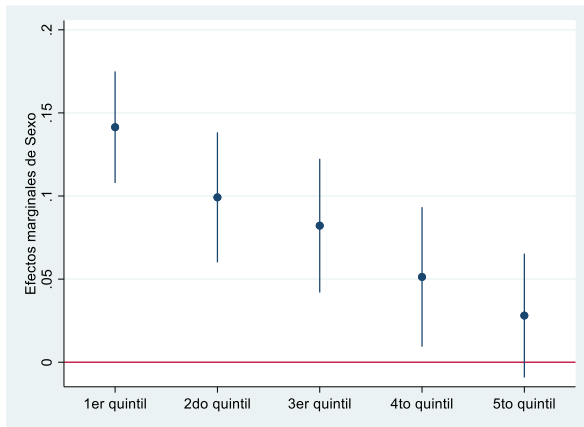
Tabla 4. Análisis de interacción (Sexo × Quintil) en la realización de actividad física deportiva o para mejorar la salud en los últimos 30 días: Probabilidades predichas, primeras diferencias y segundas diferencias. Población residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

	Quintil	Hombres	Mujeres	Brecha de género (1era diferencia)	Contraste significativo al 95%
A	1er	0,359	0,218	0,141**	C,D,E
B	2do	0,392	0,293	0,099**	E
C	3er	0,399	0,317	0,082**	A
D	4to	0,447	0,396	0,051*	A
E	5to	0,519	0,491	0,028	A,B

Notas: **p < 0,01; *p < 0,05

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Gráfico 1. Primeras diferencias: Efecto marginal del sexo sobre la probabilidad de realizar actividad física deportiva o para mejorar la salud en los últimos 30 días por quintil de ingreso. Población de 18 años y más residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.



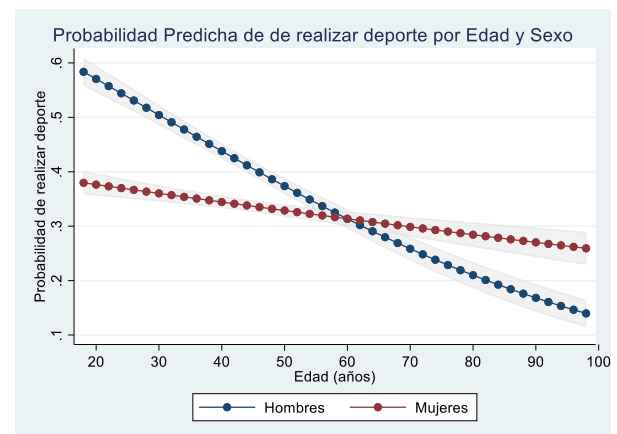
Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Con relación a la segunda diferencia, la columna de "Contraste significativo" (con letras A, B, C...) reporta el resultado del test de segunda diferencia. Por ejemplo, que la brecha de género en el 1er quintil tenga las letras 'C', 'D' y 'E' indica que esa brecha es estadísticamente diferente a la brecha observada en el 3er (C), 4to (D) y 5to (E). La tabla 4 nos muestra que las desigualdades de género son mayores en el 1er quintil con relación al 3ero, 4to y 5to, pero no con relación al 2do. También vemos que las desigualdades de género son mayores en el 2do quintil que en el 5to. En cambio, no hay diferencias significativas entre el 2do con el 3ero y el 4to, ni entre estos últimos con relación al 5to. Los estadísticos z y p-valores exactos de cada contraste pueden obtenerse en Stata mediante el subcomando `pwcompare(pve)` en `margins`, tal como se detalla en la sección de sintaxis (Sección 9).

Cabe destacar que aquí nos centramos únicamente en analizar el efecto del género en los distintos quintiles de ingreso, pero Mize sugiere examinar el efecto tomando como focales a ambas variables. Es decir, aquí también deberíamos analizar el efecto de los quintiles de ingreso entre los hombres y entre las mujeres. Si bien no es necesario publicar "los dos lados de la interacción", sí es importante que el investigador lo realice para comprender mejor la relación.

En cuanto a la interacción entre el sexo y la edad, el gráfico 2 muestra mucha más información que el simple término de la interacción. Mize recomienda enfáticamente graficar las predicciones cuando está involucrada una variable cuantitativa, para entender la naturaleza de la interacción. En el gráfico, la interacción se evidencia visualmente cuando las pendientes de las curvas para hombres y mujeres no son paralelas. En este caso, se observa que el mayor efecto de la edad en la reducción de las probabilidades de realizar deporte entre los hombres que entre las mujeres se mantiene relativamente constante, aunque la pendiente es mayor entre los hombres en la juventud y declina entre los adultos mayores. El gráfico también nos muestra que, a partir de los 70 años, las mujeres tienen más probabilidades de realizar deporte que los hombres. Este tipo de patrón no puede ser identificado a partir del coeficiente del término de la interacción.

Gráfico 2. Probabilidad predicha realizar actividad física deportiva o para mejorar la salud en los últimos 30 días por edad y sexo. Población de 18 años y más residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

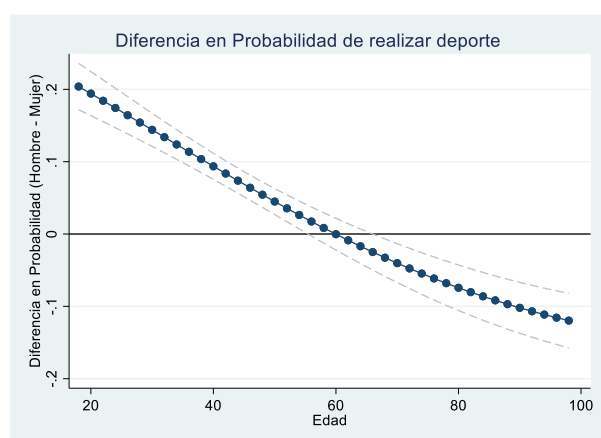


Nota: la sombra gris marca el intervalo de confianza al 95%.

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Otra posibilidad es graficar directamente las diferencias predichas de género en las probabilidades a distintas edades (Gráfico 3). En lugar de graficar las probabilidades predichas para hombres y para mujeres según la edad, se muestra directamente la resta entre las probabilidades de los hombres con relación a las probabilidades de las mujeres. Es decir, este gráfico sirve para mostrar las brechas de género a distintas edades.

Gráfico 3. Primeras diferencias: Brecha de género (efecto marginal del sexo) en la probabilidad de realizar actividad física deportiva o para mejorar la salud en los últimos 30 días según la edad. Población de 18 años y más residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.



Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Mize señala que, además del análisis gráfico, la propuesta de las dos diferencias permite realizar contrastes formales de la interacción para la totalidad de la variable continua, así como para rangos específicos de ella. En este caso, comenzaremos tomando como variable focal a la edad. En la Tabla 5 se presenta la primera y segunda diferencia (definida como la diferencia entre los efectos marginales de la edad para hombres y mujeres) para todo el rango etario. La primera diferencia muestra que el efecto de la edad es significativo en reducir las probabilidades predichas de realizar deportes para hombres (se reduce 0,62 puntos porcentuales por cada año) y para mujeres (se reduce 0,16 puntos porcentuales por cada año). La segunda diferencia nos marca que el efecto de la edad en los hombres es significativamente mayor que en las mujeres. El valor negativo de esta segunda diferencia ($-0,0046$) indica que la edad tiene un efecto más fuertemente reductor sobre la probabilidad de realizar deporte entre los hombres que entre las mujeres; esto es, la diferencia entre ambos grupos es negativa porque el efecto marginal de los hombres (más negativo) se resta al de las mujeres (menos negativo).

Tabla 5. Interacción Edad $\times$ Sexo en la realización de actividad física deportiva o para mejorar la salud en los últimos 30 días: Efectos marginales (primera diferencia) y su comparación (segunda diferencia). Población de 18 años y más residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

Sexo	Efecto de la edad (1era diferencia en PEM)	P-valor
A. Hombre	-0,0062	0,000
B. Mujer	-0,0016	0,000
Diferencia de efecto de edad según sexo (A - B)	-0,0046	0,000

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

En la Tabla 6 se presentan la primera y segunda diferencia para rangos etarios específicos. En la tabla se contrasta en primer lugar la 1era diferencia (si la edad tiene un efecto significativo) en hombres y en mujeres, en los tramos etarios de 20 a 30 años y de 70 a 80 años. La edad tiene un efecto significativo para los cuatro grupos. Si bien este no es el caso, esta prueba es importante porque podría resultar que para un grupo determinado la edad deje de tener efecto. Por ejemplo, podría haber sucedido que, para las mujeres, el aumento de la edad de entre los 70 y 80 años deje de tener un efecto sobre las probabilidades de realizar deporte. Luego se muestra la segunda diferencia para cada grupo etario. Allí se observa que es mayor el efecto de la edad en los hombres que en las mujeres tanto en el grupo de 20 a 30 años como de 70 a 80 años. Por último, en la fila final de la tabla se muestra la diferencia del efecto de la edad en ambos grupos. El resultado da cuenta de que es mayor el efecto en la población de 20 a 30 años que en la de 70 a 80 años.

Cabe destacar que esta última prueba no es parte de la propuesta de Mize, aunque entendemos que sigue su lógica y es correcto realizarla. La segunda diferencia evalúa si el efecto de una variable focal difiere según los valores de la moderadora, por lo que comparar dos segundas diferencias entre sí responde a una pregunta del mismo tipo, pero en un nivel superior: no solo si la interacción existe, sino si su magnitud varía a lo largo del rango de la variable continua. En este ejemplo, permite afirmar no solo que el efecto de la edad difiere entre hombres y mujeres, sino que esa diferencia es significativamente más intensa en los primeros años de la vida adulta que en la vejez.

Tabla 6. Interacción Edad × Sexo en la realización de actividad física deportiva: Efectos marginales por sexo (1ra diferencia), test de interacción por tramos (2da diferencia) y comparación entre tramos (20-30 años vs. 70-80 años). Población residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009 de 20 a 30 y de 70 a 80 años.

Tramo Etario	1era diferencia Hombre	1era diferencia Mujer	2da Diferencia
A. 20 - 30 años	- 0,0067**	- 0,0017**	-0,005**
B. 70 - 80 años	- 0,0047**	- 0,0014**	-0,003**
Diferencia entre segundas diferencias (A - B)		-0,002**	

Notas: **p < 0,01.

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Simplemente de forma ilustrativa, en la Tabla 7 realizamos la misma prueba, pero ahora comparando el tramo etario de 20 a 30 con el de 30 a 40 años. Allí se observa en la última fila que la interacción entre sexo y edad no es significativamente diferente entre estos tramos etarios.

Tabla 7. Interacción Edad × Sexo en la realización de actividad física deportiva: Efectos marginales por sexo (1ra diferencia), test de interacción por tramos (2da diferencia) y comparación entre tramos (20-30 años vs. 30-40 años). Población residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009 de 20 a 40 años.

Tramo Etario	1era diferencia Hombre	1era diferencia Mujer	2da Diferencia
A. 20 - 30 años	- 0,0067**	- 0,0017**	-0,005**
B. 30 - 40 años	- 0,0067**	- 0,0016**	-0,005**
Diferencia entre segundas diferencias (A - B)		-0,000	

Notas: **p < 0,01.

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

Para cerrar la sección, presentamos el otro lado de la interacción entre el sexo y la edad, tomando como variable focal al sexo. Como mencionamos anteriormente, si bien en la publicación de trabajos empíricos no siempre va a ser necesario ni

conveniente presentar ambos lados de la interacción, es importante que el investigador lo realice para tener una mejor comprensión de la problemática.

Para analizar la segunda diferencia, debemos tomar valores puntuales de la variable cuantitativa. En caso de existir valores de relevancia teórica, deben utilizarse ellos. En este caso comparamos las desigualdades de género a los 20 años frente a las desigualdades de género a los 65 años. Allí se observa, consistentemente con el gráfico 3, que la primera diferencia es fuerte y significativa a los 20 años y que no es significativa a los 65 años. La segunda diferencia nos marca que las desigualdades de género son significativamente mayores a los 20 años que a los 65 años.

Tabla 8. Interacción Sexo × Edad en la realización de actividad física deportiva: Efectos marginales del sexo (1ra diferencia) y comparación de la brecha de género en edades específicas (20 vs. 65 años). Población residente en zonas urbanas de Argentina en el 2009.

Edad	Brecha de género (1era diferencia)	P-valor
A. 20 años	0,194	0,000
B. 65 años	-0,021	0,092
A-B (segunda diferencia)	0,215	0,000

Fuente: Elaboración propia en base a ENFR 2009.

9. Sintaxis en Stata

La sintaxis está basada en distintas sintaxis publicadas por Trenton Mize en su página web⁶. Se sugiere consultar la página para poder acceder a otras variantes de interacción no incluidas en este trabajo.

Esta sintaxis en particular está armada para ser utilizada con la base ENFR 2009_WP⁷. Se utilizó la versión de Stata 17.0 para su elaboración. Para poder correr la sintaxis correctamente deben instalarse los paquetes `coefplot`, `mlincom` y `spost13_ado`.

***A. Modelo de efectos principales.

*Primero introducimos la variable dependiente (deporte, y luego todas las

⁶ <https://www.trentonmize.com/>

⁷ Disponible en [Base de Datos](#) y [Sintaxis](#) para Stata.

independientes). Estos resultados se observan en el M1 de la Tabla 2 de documento.

*Las letra i antes de la variable indica que es una variable categórica. Si no se pone nada más, toma como categoría de referencia la primera categoría.

*Si se pone ib, se puede seleccionar otra categoría de referencia. Por ejemplo, ib4, tomar la cuarta categoría.
logit deporte ib2.sexo c.edad ib4.educ i.ingreso i.region [pweight=pondera], or

**Luego se le solicita el PEM para las variables independientes incluidas en el modelo. Estos resultados se observan en la Tabla 3 del documento.
margins, dydx (sexo edad educ ingreso region)

***B. Interacción entre sexo y quintil de ingreso

**1. El Modelo de interacción. Estos resultados se observan en el Modelo 2 de la tabla 2 del documento.

logit deporte ib2.sexo##i.ingreso c.edad ib4.educ i.region [pweight=pondera], or

**Guardamos el modelo con el nombre mod2 (las próximas veces que necesitemos el modelo ponemos est restore mod2 y nos evita copiar toda la sintaxis)
est store mod2

**2. Cálculo de probabilidades por categoría. Estos resultados se encuentran en la Tabla 4 del documento.
margins sexo#ingreso

**3. Cálculo de primera diferencia y lo guardamos con post.

*(para cada quintil, muestra la brecha de género y su significancia).

*Estos resultados se muestran en la Tabla 4 del documento.
margins ingreso, dydx(sexo) post

** 4. Segunda DIFERENCIA

*Compara la brecha de género entre cada uno de los quintiles e indica si las diferencias son estadísticamente diferentes entre los distintos quintiles

*Estos resultados se muestran en la última columna de la Tabla 4 del documento.

est restore mod2
margins ingreso, dydx(sexo)
pwcompare(pve)

** 5. GRAFICO

*Es el gráfico 1 del documento.

est restore mod2
margins ingreso, dydx(sexo) post

```
coefplot, vertical yline(0) ///
    ytitle("Efectos marginales de Sexo")
    ///
    title("Efectos marginales de Sexo
según nivel de ingresos") ///
    xlabel(1 "1er quintil" 2 "2do quintil"
3 "3er quintil" 4 "4to quintil" 5 "5to
quintil")
```

***C. Interacción entre sexo y edad

** 1. El Modelo Logit con interacción sexo y edad.

logit deporte ib2.sexo##c.edad ib4.educ i.ingreso i.region [pweight=pondera] , or
est store mod3

** 2. Cálculo de probabilidades predichas.

*Ponemos la palabra qui, ya que no queremos que muestre el resultado. Este cálculo lo hacemos para poder graficar la interacción.

*"18(2)98" significa que para las edades de 18 a 98 estime las probabilidades predichas cada dos años (para luego graficarlo de esa forma)

// Calculamos esto para hombres (sexo=1) y mujeres (sexo=2)

qui margins sexo, at(edad=(18(2)98))

**3. Gráficos.

****3.1. Una alternativa(Marginsplot).**

Este el el gráfico 2 del documento.

```

    marginsplot, ///
    title("Probabilidad Predicha de de
realizar deporte por Edad y Sexo") ///
    ytitle("Probabilidad de realizar
deporte") ///
    xtitle("Edad (años)") ///
    xlabel(20(10)98) ///
    ciopts(recast(rarea) color(gs14%50))
///
    legend(order(3 "Hombres" 4
"Mujeres")) //

```

****3.2. Otra alternativa, gráfico de la diferencia (efecto marginal)**
est restore mod3

```

qui margins, dydx(sexo)
at(edad=(18(2)98))
*Si la línea cruza el 0 (la línea negra), no
hay diferencia de género en esa edad.
marginsplot, recastci(rline)
ciopts(lpat(dash) col(gs12)) ///
    yline(0, lpat(solid) lcol(black)) ///
    title("Diferencia en Probabilidad de
realizar deporte") ///
    ytitle("Diferencia en Probabilidad
(Hombre - Mujer)") ///
    xtitle("Edad")

```

****4. Primera y segunda diferencia (tabla 5 del artículo)**
est restore mod3
margins sexo, dydx(edad) post
marginscom 2 - 1, stat(all)

****5. Primera y segunda diferencia para edades específicas .**

***En primer lugar creamos una variable con los 2 tramos de edad que utilizamos.**

```

gen tramo_edad = .
replace tramo_edad = 1 if edad >= 20
& edad <= 30 // Jóvenes
replace tramo_edad = 2 if edad >= 70
& edad <= 80 // Mayores

```

est restore mod3

***Calculamos la primera diferencia para cada tramo etario**
margins, dydx(edad) over(tramo_edad sexo) post

***2da diferencia para 20 a 30.**
marginscom 1 - 2

***2da diferencia para 70 a 80.**
marginscom 3 - 4

**** Diferencia de las 2das diferencias.**
marginscom (1 - 2) - (3 - 4)

drop tramo_edad

****6. Primera y segunda diferencia para otras edades.**

```

gen tramo_edad2 = .
replace tramo_edad2 = 1 if edad >= 20
& edad <= 30 // Jóvenes
replace tramo_edad2 = 2 if edad >= 30
& edad <= 40 // adultos jóvenes

```

est restore mod3

***Calculamos la primera diferencia para cada tramo etario**
margins, dydx(edad) over(tramo_edad2 sexo) post

***2da diferencia para 20 a 30.**
marginscom 1 - 2

***2da diferencia para 30 a 40.**
marginscom 3 - 4

**** Diferencia de las 2das diferencias.**
marginscom (1 - 2) - (3 - 4)

drop tramo_edad2

****7.Interacción con género como variable focal.**

***7.1. Ajustar el modelo**
est restore mod3

* 7.2. Calcular la brecha de género (Efecto Marginal de Sexo) en las edades de interés
 * Usamos 'post' para que Stata guarde los resultados y podamos compararlos margins, dydx(sexo) at(edad=(20 65)) post

* 7.3. TESTS DE SEGUNDA DIFERENCIA (Interacción)
 mlincom 1 - 2

10. Variantes y alternativas a la propuesta de Mize

A lo largo del documento resumimos la propuesta de Mize. La misma se basa en dos diferencias centrales con relación a lo que el autor denomina el enfoque tradicionalmente seguido en estudios sociológicos empíricos. Por un lado, trabajar las interacciones con el enfoque de las dos diferencias. Por el otro, utilizar el PEM en lugar de OR. Esto último debido a dos motivos principales: no se ve afectado por la heterogeneidad no observada de la misma manera que los OR —siempre que las variables omitidas no estén correlacionadas con las incluidas en el modelo (Mood, 2010)— y porque se lo considera una medida más sencilla de transmitir y más adecuada, ya que asume que el interés de los trabajos empíricos son las probabilidades predichas y no los OR.

Sin embargo, este segundo punto no necesariamente es válido para todos los problemas de investigación. Para determinadas preguntas de investigación puede resultar más correcto trabajar con OR que con probabilidades predichas. Ello se debe a que los OR no son sensibles a la distribución marginal de los valores de la variable dependiente, a diferencia de los PEM. Mientras que los PEM muestran cambios absolutos en las probabilidades, los OR representan una medida relativa de efecto. Debido a que los PEM dependen de la distribución de la variable dependiente, esto puede generar dificultades en comparar el efecto de las variables entre dos poblaciones con diferentes distribuciones de las variables dependientes. Por ello, una alternativa complementaria a la utilización de los PEM son los Odds Ratio Marginales (Marginal Odds Ratio) propuestos recientemente por Karlson y Jann

(2023). Se trata de una medida relativa como los OR convencionales, pero calculada a partir de los efectos marginales, por lo que no se ve afectada por la heterogeneidad no observada (Karlson y Jann, 2023; ver Ballesteros, 2026 para una explicación resumida en castellano). Por lo señalado anteriormente, para determinadas problemáticas puede ser útil seguir el esquema propuesto por Mize de las dos diferencias, pero utilizando Odds Ratio Marginales. En Ballesteros y García González (2026) realizamos un análisis empírico que combina ambas propuestas. Tenemos la perspectiva de realizar una segunda parte de este working paper en el que se presente esta propuesta.

Una segunda estrategia que ha ganado relevancia en los estudios empíricos inspirados en la teoría de la interseccionalidad —especialmente en el campo de las desigualdades en salud— es el enfoque AIHDA (Analysis of Individual Heterogeneity and Discriminatory Accuracy). Dentro de este marco se ha desarrollado una implementación multinivel conocida como MAIHDA (Multilevel Analysis of Individual Heterogeneity and Discriminatory Accuracy) (Evans et al., 2018, 2024).

El AIHDA construye una variable multicategorica que combina las distintas posiciones sociales en estratos interseccionales —por ejemplo, mujeres de etnia minoritaria con bajo nivel educativo y de zonas rurales— y estima los OR de cada estrato respecto a una categoría de referencia más aventajada. Adicionalmente, evalúa la precisión discriminatoria del modelo mediante el área bajo la curva ROC (AUC-ROC): si la incorporación de los estratos interseccionales mejora la capacidad discriminatoria del modelo respecto a los modelos que consideran las variables por separado, ello sugiere que las combinaciones de posiciones sociales aportan información adicional para explicar el resultado analizado (Oberg et al., 2025).

El MAIHDA extiende esta lógica al marco multinivel: en lugar de incluir los estratos como una variable fija, los trata como unidades de nivel 2 en las que se anidan los individuos, permitiendo estimar un componente de varianza entre estratos. Ese componente —habitualmente expresado como la Proporción de la Varianza del Cluster (VPC) o el Coeficiente de Correlación Intraclass (ICC)— indica en qué medida la pertenencia a un estrato

interseccional explica la variación individual en el resultado estudiado, más allá de los efectos aditivos de cada categoría social por separado (Evans et al., 2024).

Tanto el AIHDA como el MAIHDA responden a una pregunta de investigación distinta a la que orienta la propuesta de Mize. Mientras que Mize busca evaluar si el efecto de una variable independiente sobre la probabilidad predicha varía según el nivel de otra variable —y en qué magnitud y dirección lo hace para combinaciones específicas—, el AIHDA y el MAIHDA se preguntan en qué medida la pertenencia simultánea a distintas categorías sociales genera heterogeneidad en los resultados de salud (o de la variable dependiente considerada) más allá de lo que predice la combinación aditiva de los efectos de cada categoría tomada por separado. En este sentido, ambos enfoques son complementarios: la propuesta de Mize permite un examen detallado de interacciones específicas en la métrica de probabilidades predichas, mientras que el MAIHDA ofrece una evaluación más global de la heterogeneidad interseccional cuando el número de ejes de estratificación es elevado y la construcción de todos los términos de interacción resultaría poco parsimoniosa.

11. Consideraciones finales

El presente Working Paper ha abordado la problemática central en la interpretación de los efectos de interacción dentro de modelos de regresión logística binaria. A lo largo del documento, hemos demostrado que la práctica habitual de basar el análisis exclusivamente en el coeficiente del término de la interacción en la escala logit puede resultar insuficiente e inadecuada para reflejar la magnitud y la significancia de los efectos condicionales en la métrica de probabilidad.

El espíritu del documento no es el de señalar la deficiencia de trabajos previos (por eso se tomó como referencia una producción propia que seguía una lógica similar a la problematizada), sino difundir un enfoque más amplio de la temática. Para superar las limitaciones del enfoque previo, hemos sistematizado la propuesta metodológica de las dos

diferencias de Mize (2019), centrada en la estrategia de post-estimación a través de los Promedios de Efectos Marginales (PEM).

El ejemplo presentado ilustra las potencialidades de este enfoque. Mientras que el análisis del coeficiente logit puede ofrecer una visión limitada, el enfoque de las dos diferencias, complementado por la visualización gráfica de las probabilidades predichas, puede revelar patrones de interacción complejos que varían a lo largo del rango de las variables. Esto no solo mejora la comprensión teórica, sino que reduce el riesgo de concluir erróneamente que una interacción existe cuando no hay efectos diferenciales sustantivos en probabilidades, o de no detectarla cuando el coeficiente del término de la interacción no resulta significativo.

Por último, cabe señalar que las recomendaciones presentadas en este trabajo se circunscriben específicamente a modelos logísticos binarios y a la interpretación mediante Promedios de Efectos Marginales. En este sentido, la estrategia de las dos diferencias con PEM no es la única opción disponible para evaluar las interacciones entre variables. Para investigaciones donde la métrica relativa es más adecuada que los cambios absolutos en probabilidades, el esquema de las dos diferencias puede combinarse con los Odds Ratio Marginales propuestos por Karlson y Jann (2023), que comparten con los PEM la ventaja de no verse afectados por la heterogeneidad no observada. Asimismo, cuando el número de variables sobre las que se quiere observar la interacción es elevado (más de tres), el enfoque MAIHDA ofrece una evaluación global de la heterogeneidad interseccional que complementa el análisis detallado de interacciones específicas que propone Mize.

Referencias

Ballesteros, M.S. (2018). Promedio de los efectos marginales e interacciones en las regresiones logísticas binarias. *INCASI Working Paper Series*, No. 3. https://ddd.uab.cat/pub/worpaper/2018/189811/INCASI_WPSa2018n3.pdf

- Ballesteros y García González (2026). Desigualdades de género en la actividad física: evidencias comparadas entre Argentina y España a partir de modelos logísticos con interacciones. *XXII Congreso ALAP*.
- Ballesteros, M. S. (2026). Cómo interpretar regresiones logísticas binarias con Odds Ratio Marginales y Promedio de Efectos Marginales: una guía aplicada con Stata. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 19 (2), 1-13.
- Breen, R., Karlson, K. B., & Holm, A. (2018). Interpreting and understanding logits, probits, and other nonlinear probability models. *Annual Review of Sociology*, 44, 39–54. <https://doi.org/10.1146/annurev-soc-073117-041429>
- Evans, C. R., Borrell, L. N., Bell, A., Holman, D., Subramanian, S. V., & Leckie, G. (2024). Clarifications on the intersectional MAIHDA approach: A conceptual guide and response to Wilkes and Karimi (2024). *Social Science & Medicine*, 350, 116898.
- Evans, C. R., Williams, D. R., Onnela, J. P., & Subramanian, S. V. (2018). A multilevel approach to modeling health inequalities at the intersection of multiple social identities. *Social science & medicine*, 203, 64-73.
- Jaccard, J. (2001). *Interaction Effects in Logistic Regression*. Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, vol. 135. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Karlson, K.B., & Jann, B. (2023). Marginal odds ratios: What they are, how to compute them, and why sociologists might want to use them. *Sociological Science*, 10, 123–145. <https://www.doi.org/10.15195/v10.a10>
- Ministerio de Salud (2011). *Segunda Encuesta Nacional de Factores de Riesgo*. Bs As: Ministerio de Salud de la Nación.
- Mize, T. D. (2019). Best practices for estimating, interpreting, and presenting nonlinear interaction effects. *Sociological Science*, 6, 81–117. <https://doi.org/10.15195/v6.a4>
- Mood, C. (2010). Logistic regression: Why we cannot do what we think we can do, and what we can do about it. *European Sociological Review*, 26(1), 67–82. <https://doi.org/10.1093/esr/jcp006>
- Öberg, J., Khalaf, K., Perez-Vicente, R., Johnell, K., Fastbom, J., & Merlo, J. (2025). Geographic and socioeconomic differences in potentially inappropriate medication among older adults—Applying a simplified analysis of individual heterogeneity and discriminatory accuracy (AIHDA) for basic comparisons of healthcare quality. *BMC Health Services Research*, 25(1), 1144.