

Remesas y Desigualdad Económica en el Bajío

Remittances and Economic Inequality in the Bajío Region

Gabriela Viridiana Mendoza García, Omar Alfaro Castillo, Bernabé Edgar Cruz González¹

¹ Profesor asociado, Departamento de Economía y Finanzas, Campus Guanajuato, Universidad de Guanajuato.
gv.mendozagarcia@ugto.mx, o.alfarocastillo@ugto.mx, be.cruz@ugto.mx

Resumen

Este artículo investiga el efecto distributivo de las remesas en México (2010-2020) mediante modelos de panel a tres escalas geográficas. Los resultados muestran que: (1) a nivel nacional reducen significativamente la desigualdad ($\beta = -0,04$, $p < 0,01$), particularmente en 2020; (2) en Guanajuato presentan un efecto acumulado moderado ($\beta = -0,02$); mientras que (3) en el Bajío no son estadísticamente significativas. El estudio demuestra que la capacidad igualadora de las remesas está condicionada por factores regionales, requiriéndose políticas complementarias para maximizar su impacto redistributivo. La metodología combina efectos fijos/aleatorios con controles sectoriales y temporales.

Palabras clave: migración; remesas; desigualdad económica.

Introducción

La relación entre migración, remesas y desigualdad económica constituye un tema de creciente relevancia en la literatura económica, particularmente en países con altos flujos migratorios como México. Según datos del Banco de México (2024), la región Bajío (compuesta por Guanajuato, Jalisco, Michoacán, Aguascalientes, Querétaro y San Luis Potosí) concentra el 28% del total de remesas recibidas en el país, lo que plantea interrogantes sobre su impacto distributivo a nivel regional.

Las remesas internacionales constituyen un flujo esencial para la economía mexicana, representan el 3.8% del PIB nacional en 2023 según datos del Banco de México en 2023. Sin embargo, las investigaciones de Pardo and Dávila (2021) y Campos-Vázquez and Sobarzo (2012) indican que el impacto de la desigualdad regional sigue siendo bastante controvertido.

Este estudio busca contribuir a este debate examinando empíricamente la hipótesis de que las remesas reducen la desigualdad económica en la región Bajío, efecto que operaría a través de mayores inversiones educativas en los hogares receptores. Nuestro análisis se basa en datos municipales para el periodo 2010-2020, utilizando métodos econométricos que controlan por heterogeneidad no observada y endogeneidad.

El trabajo hace tres contribuciones principales: (1) provee evidencia actualizada sobre el efecto distributivo de las remesas en un contexto regional específico; (2) analiza los mecanismos de transmisión, particularmente el rol de la educación; y (3) emplea un enfoque metodológico robusto con datos de panel a nivel municipal.

Marco teórico y revisión de literatura

Existen varios paradigmas a analizar en la literatura global. Para el caso mexicano, la evidencia empírica muestra tres posturas principales:

Efecto Igualador de las remesas

Estudios como los de Campos-Vázquez and Sobarzo (2012) y Corona (2014) exponen que las remesas reducen la desigualdad al concentrarse en los deciles medios-bajos de ingresos.

El mecanismo a través del cual operan las remesas se manifiesta en distintos canales:

Primero, mediante el aumento del consumo básico en los hogares receptores, especialmente en rubros como alimentación, salud y educación. Segundo, a través de la inversión en capital humano, con énfasis particular en el acceso y mejora de la educación (Theoharides, 2018). Tercero, por medio del efecto multiplicador que generan en las economías locales (Brito et al., 2014).

En la región del Bajío, se ha observado que las remesas pueden contribuir significativamente a disminuir la desigualdad. De acuerdo con el análisis de Monteros (2017), en aquellos municipios donde la migración ha sido una constante histórica, las transferencias desde el exterior llegan a explicar cerca del 15 % en la caída del coeficiente de Gini. Este impacto se asocia principalmente con un aumento en el nivel educativo promedio de la población.

Efecto desigualador

Contrario a algunas perspectivas optimistas, ciertos estudios muestran que las remesas no siempre contribuyen a reducir la desigualdad. Por ejemplo, Pardo and Dávila (2021) documentan que, a nivel municipal, el envío de remesas puede estar vinculado con un aumento en el coeficiente de Gini, estimando un efecto de hasta 0.023 puntos porcentuales. Este resultado se puede explicar, en parte, por el hecho de que quienes logran migrar y enviar remesas no suelen pertenecer a los hogares más pobres. Existe un sesgo de autoselección, ya que la migración internacional suele implicar costos considerables que únicamente pueden asumir ciertos sectores, dejando fuera a los hogares más vulnerables.

Además, las remesas tienden a beneficiar solo a una parte de la población, generando una brecha significativa entre quienes las reciben y quienes no. Esto puede profundizar desigualdades preexistentes e incluso generar tensiones dentro de las comunidades. En este sentido, las remesas no actúan como un mecanismo redistributivo automático, sino que su efecto depende del perfil socioeconómico de los migrantes y de las condiciones estructurales del lugar de origen.

Neutralidad distributiva

Otros trabajos adoptan una postura más neutral respecto al impacto de las remesas sobre la distribución del ingreso. Investigaciones como las de Adams (2006) y Beyene (2014) sostienen que el efecto de las remesas sobre la desigualdad es, en muchos casos, marginal o estadísticamente insignificante. Una posible explicación es que estas transferencias monetarias suelen tener un carácter compensatorio: en lugar de representar un ingreso adicional neto, sustituyen los ingresos laborales que se pierden debido a la migración del jefe o jefa de hogar.

También influye el hecho de que, en la mayoría de los casos, el monto recibido no alcanza para modificar estructuralmente las condiciones económicas del hogar. Las remesas suelen destinarse al consumo cotidiano, sin traducirse en inversión productiva o acumulación de capital humano. En este contexto, el potencial transformador de las remesas sobre la desigualdad se diluye.

El papel del contexto regional

La heterogeneidad de los hallazgos empíricos sobre las remesas y la desigualdad puede explicarse, en parte, por las diferencias regionales y metodológicas. Tal como sugiere Vacaflares (2018), la relación entre ambas variables no es directa, sino que está mediada por factores como la intensidad migratoria, el nivel educativo promedio y la estructura productiva de cada región. En términos formales, esta interacción puede expresarse mediante la siguiente relación funcional:

$$\frac{\partial Gini}{\partial R} = f(\text{intensidad migratoria, nivel educativo, estructura productiva}) \quad (1)$$

En el caso específico del Bajío, la evidencia sugiere que las remesas pueden tener un efecto redistributivo positivo bajo ciertas condiciones. Municipios con una larga tradición migratoria, redes familiares transnacionales sólidas y una mayor inversión en educación muestran una mayor propensión a reducir la desigualdad mediante estos flujos. De hecho, Monteros and García (2017) encuentra que, en esta región, las remesas pueden explicar hasta un 15 % de la reducción del coeficiente de Gini en los municipios con alta intensidad migratoria. Este efecto se atribuye principalmente al aumento en el nivel educativo promedio que facilitan estos recursos.

Este trabajo busca contribuir al debate analizando cómo estas condiciones específicas del Bajío moldean la relación entre remesas y desigualdad, partiendo de un enfoque empírico centrado en las características estructurales de la región.

Modelo conceptual

Basándonos en el marco teórico de De la Croix (2013) , desarrollamos un modelo conceptual con dos grupos sociales:

Hogares de altos ingresos: Baja propensión a migrar, alta inversión educativa, baja fertilidad.

Hogares de bajos ingresos: Alta propensión a migrar, menor inversión educativa, mayor fertilidad.

Donde las decisiones de Fertilidad y Educación determinan si aumenta o disminuye las desigualdad (Basado en los supuestos del Modelo de De La Croix).

Las remesas son un ingreso para los hogares.

Hipótesis de investigación

A partir de esto, planteamos las siguientes hipótesis:

1. Hipótesis 1 (H0): Existe una relación inversas entre remesas y el índice de Gini.
2. Hipótesis 2 (HA): El impacto de las remesas se explica con el incremento del gasto educativo y no directamente en la desigualdad económica.

Datos y metodología

Descripción de los datos

Tabla 1. Descripción de variables.

Variable	Descripción
id_municipio	Código único de identificación del municipio
nombre_mun	Nombre del municipio
entidad	Estado federado
year	Año de observación
sequias	Índice o dummy de sequías
id_estado	Código único de identificación del estado
nombre_entidad	Nombre del estado
gini	Variable dependiente: Índice de Gini (medida de desigualdad económica)
inv_pub	Inversión pública total (pesos)
ln_inv_pub	Logaritmo natural de la inversión pública
pob_total	Población total
inv_pub_per	Inversión pública per cápita
ln_inv_pub_per	Logaritmo natural de inversión pública per cápita
rem_peso	Variable clave: Total de remesas recibidas (pesos)
rem_peso_per	Remesas per cápita (pesos)
ln_rem_peso_per	Logaritmo natural de remesas per cápita
inmigrants	Número de inmigrantes
emp_agri/ind/ser	Empleo en sector agrícola/industrial/servicios
sh_agri/ind/ser	Participación porcentual del sector agrícola/industrial/servicios
rel_agri/ser	Relación intersectorial (agricultura/servicios)
regazo_edu	Variable clave: Índice o dummy de rezago edu- cativo
pop_rezago_edu	Población con rezago educativo
lnpop_re	Logaritmo natural de población con rezago educativo
pea_h/m	Población Económicamente Activa (hombres/mujeres)
rural	Dummy de zona rural (1 = rural, 0 = urbano)
urbanizado	Dummy de zona urbanizada
pib	Producto Interno Bruto total
pib_per_	PIB per cápita
ln_pib_per_	Logaritmo natural del PIB per cápita

Estrategia empírica

Estimamos modelos de datos panel con efectos fijos de la forma:

$$\text{Gini} = \beta_0 + \beta_1 \text{Remesas} + \beta_2 \text{Educacin} + \beta_3 \text{Fertilidad} + \gamma + \delta + \epsilon$$

γ efecto por entidad

δ efecto sobre el tiempo

ϵ error

Variables que emplearemos:

- gini
- ln(rem_pesp_per) ■ rezago_edu
- pea_m
- ln(inv_pub_per)

De modo que, tenemos lo siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Gini} = & \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{rem_peso_per}) + \beta_2 \text{rezago_edu} \\ & + \beta_3 \text{pea_m} + \beta_4 \text{rural} + \beta_5 \ln(\text{inv_pub_per}) \\ & + \gamma + \delta + \epsilon \end{aligned}$$

Regresión General

Limpiar la base de datos para tomar los datos promediados por Estado y no por municipio.

Correr la regresión

Es útil para: Reconocer un patrón nacional sobre migración y recepción de remesas.

Regresión del Bajío

Limpiar la base de datos para tomar exclusivamente los datos de los estados del bajío (Guanajuato, Querétaro, Aguascalientes, Jalisco, Michoacán, San Luis Potosí y en algunos casos Zacatecas).

Correr la regresión

Es útil para: Para comparar los datos por regiones.

Relevancia del PIB

El PIB refleja el desarrollo económico local, entonces agregar al PIB a las 3 regresiones nos permitiría entender cómo interactúa la estructura productiva por entidad con las remesas, evidenciando la desigualdad.

$$\text{Gini} = \beta_0 + \beta_1 \text{Remesas} + \beta_2 \text{Educación} + \beta_3 \text{Fertilidad} + \beta_4 \text{PIB} + \gamma + \delta + \epsilon \quad (4)$$

Variables adicionales:

ln(pib_per) sh_agri

sh_ind sh_ser

Por lo que, considerando las variables a utilizar, queda de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} \text{Gini} = & \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{rem_peso_per}) + \beta_2 \text{rezago_edu} + \beta_3 \text{pea_m} \\ & + \beta_4 \text{rural} + \beta_5 \ln(\text{inv_pub_per}) + \beta_6 \ln(\text{pib_per}) \\ & + \beta_7 \text{sh_agri} + \beta_8 \text{sh_ind} + \beta_9 \text{sh_ser} + \gamma + \delta + \epsilon \quad (5) \end{aligned}$$

Resultados

Regresion General

Tabla 2. Regresion Inicial y Prueba VIF.

Variable	Coefficient	Std. Err.	t	P> t	95 % Conf. Interval		VIF	1/VIF
ln_rem_pesr	-0.0045772	0.0037668	-1.22	0.228	-0.0120693	0.0029148	1.32	0.757561
rezago_edu	0.0010726	0.0009119	1.18	0.243	-0.0007411	0.0028863	3.11	0.321335
pea_m	-0.0018061	0.0004804	-3.76	0.000	-0.0027616	-0.0008506	2.15	0.465705
rural	0.1246703	0.0672891	1.85	0.067	-0.0091650	0.2585056	5.86	0.170641
urbanizado	0.0733289	0.0267772	2.74	0.008	0.0200701	0.1265876	8.05	0.124239
ln_inv_pubr	-0.0250805	0.0071462	-3.51	0.001	-0.0392941	-0.0108670	1.34	0.744793
ln_pib_per	0.0009315	0.0075803	0.12	0.902	-0.0141455	0.0160085	5.31	0.188496
sh_agri	-0.0028119	0.0011282	-2.49	0.015	-0.0050559	-0.0005680	1.75	0.570595
sh_ind	-0.0023356	0.0005338	-4.38	0.000	-0.0033973	-0.0012739	1.74	0.573145
sh_ser	(omitted)							
cons	0.4767638	0.1108800	4.30	0.000	0.2562279	0.6972997		
Mean VIF = 3.40								

Esta tabla presenta los resultados de una regresión lineal que estima la relación entre la variable dependiente (Gini) y varios factores explicativos, junto con los correspondientes Factores de Inflación de la Varianza (VIF, por sus siglas en inglés) utilizados para detectar multicolinealidad.

Los valores de VIF superiores a 5 pueden indicar una multicolinealidad moderada, mientras que valores por encima de 10 son señal de una multicolinealidad severa.

Fuente: Elaboración propia.

Iniciamos el análisis con una regresión lineal simple, utilizando como variable dependiente el índice de Gini (medida de desigualdad socioeconómica). Para ello, se depuró la base de datos conservando únicamente las observaciones correspondientes a los 31 estados del país para los años 2010, 2015 y 2020.

El estadístico F de la regresión arroja un valor de $F = 9.87$ con $p < 0.0000$, lo que indica que el modelo es estadísticamente significativo y que las variables incluidas explican de manera válida la variación en el índice de Gini. Esta conclusión se refuerza con el coeficiente $R^2 = 51,7\%$, lo que sugiere que más de la mitad de la variabilidad en la desigualdad se explica con las variables seleccionadas.

Entre estos, destacan como estadísticamente significativos:

- la participación femenina en la fuerza laboral (pea_m),
- el grado de urbanización (urbanizado), y
- la estructura sectorial del empleo (sh_agri y sh_ind),

todos con un impacto relevante sobre los niveles de desigualdad, medidos a través del índice de Gini.

Por otro lado, los resultados de la prueba de inflación del factor de varianza (VIF) indican una multicolinealidad aceptable en las variables utilizadas, ya que los valores se mantienen por debajo del umbral de 10. Aunque la variable urbanizado presenta un VIF relativamente elevado (8.05), su intervalo de confianza estrecho y su significancia estadística refuerzan su pertinencia dentro del modelo.

Tabla 3. Estadísticos del modelo de efectos fijos.

Estadístico	Valor
R-cuadrado (Within)	0.8748
R-cuadrado (Between)	0.2276
R-cuadrado (Overall)	0.2435
F (8, 54)	47.18
Prob >F	0.0000
correlación $\text{corr}(u_i, Xb)$	-0.6215

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4. FE - Fixed Effects.

gini	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
ln_rem_peso_per	-0.0163476	0.0090056	-1.82	0.075	[-0.0344027, 0.0017076]
rezago_edu	0.0019624	0.0023516	0.83	0.408	[-0.0027522, 0.0066767]
pea_m	0.0015343	0.0011544	1.38	0.175	[-0.0007019, 0.0037705]
rural	-0.2206027	0.3883503	-0.57	0.572	[-0.9991982, 0.5579927]
urbanizado	-0.119369	0.1766645	-0.68	0.502	[-0.47356, 0.2348219]
ln_inv_pub_per	0.0001061	0.0084012	0.01	0.990	[-0.0167373, 0.0169495]
year 2015	-0.0460527	0.0097142	-4.74	0.000	[-0.0655285, -0.026577]
year 2020	-0.0861257	0.0180439	-4.77	0.000	[-0.1223015, -0.0499499]
_cons	0.7636854	0.4975012	1.54	0.131	[-0.2337444, 1.761115]

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5. RE - Random Effects.

gini	Coefficient	Std. err.	z	P > z	[95% conf. interval]
ln_rem_peso_per	0.0014498	0.0032242	0.45	0.653	[-0.0048694, 0.0077691]
rezago_edu	0.0005013	0.0006657	0.75	0.451	[-0.0008034, 0.001806]
pea_m	0.0004316	0.0006146	0.70	0.482	[-0.0007728, 0.0016365]
rural	0.0935061	0.0565883	1.65	0.098	[-0.0174049, 0.2044171]
urbanizado	0.0485242	0.0216804	2.24	0.025	[-0.0060314, 0.0910171]
ln_inv_pub_per	0.0038665	0.0060166	0.64	0.520	[-0.0079259, 0.0156589]
year 2015	-0.0562549	0.0051156	-10.91	0.000	[-0.0663604, -0.0461494]
year 2020	-0.0914614	0.0107744	-8.49	0.000	[-0.1125787, -0.070344]
_cons	0.2475782	0.080441	3.08	0.002	[0.0899167, 0.4052398]

Fuente: Elaboración propia.

Los supuestos del modelo de efectos fijos plantean como hipótesis nula que $H_0 : u_i = 0$, es decir, que no existen efectos no observados constantes entre las unidades. En este caso, el resultado $\rho = 0,8622$ indica que el 86.2 % de la varianza total del modelo de panel proviene de diferencias entre unidades (efectos individuales), lo que refuerza la necesidad de aplicar un modelo de efectos fijos. En contraste, en el modelo de efectos aleatorios, solo el 36.5 % ($\rho = 0,3655$) de la varianza del índice de Gini se debe a diferencias entre entidades, lo cual debilita su utilidad para capturar heterogeneidad estructural.

Entre los resultados clave del modelo de efectos fijos, se observa que a mayor nivel de remesas per cápita ($\ln_rem_peso_per$), tiende a reducirse la desigualdad (índice de Gini), aunque el efecto es estadísticamente débil. Por otro lado, en el modelo de efectos aleatorios, esta variable no resulta significativa. En ambos modelos, las variables rural y urbanizado presentan efectos relevantes: la desigualdad tiende a ser mayor en zonas rurales y menor en áreas urbanizadas.

El análisis de las variables ficticias asociadas al tiempo (dummies por año) también entrega hallazgos relevantes: en ambos modelos, el índice de Gini en 2015 fue **4.6 puntos** menor que en 2010, y en 2020 fue **8.6 puntos** inferior al de ese mismo año base. Comparando los resultados obtenidos con ambos modelos, se aprecia que los efectos fijos capturan mejor las relaciones entre variables y unidades. El modelo de efectos aleatorios, en cambio, entrega resultados que contradicen la hipótesis teórica del análisis. No obstante, según la prueba de Hausman:

Tabla 6. Prueba de Hausman.

Variable	(b) FE	(B) RE	(b-B) Difference	Std. Err.
$\ln_rem_pesr$	-0.0163476	0.0014498	-0.0177974	0.0084087
$rezago_edu$	0.0019624	0.0005013	0.0014611	0.0022554
pea_m	0.0015343	0.0004318	0.0011025	0.0009307
rural	-0.2206027	0.0935061	-0.3141089	0.3842053
urbanizado	-0.1193690	0.0485242	-0.1678933	0.1753291
$\ln_inv_pubr$	0.0001061	0.0038665	-0.0037604	0.0058635
2015	-0.0460527	-0.0562549	0.0102021	0.0082329
2020	-0.0861257	-0.0914614	0.0053357	0.0144739

La prueba de Hausman indica que RE es consistente y más eficiente. Sin embargo, dado el que F es significativo y hay una probable correlación entre efectos estatales y variables relevantes como son las remesas, FE es preferible por razones teóricas.
Fuente: Elaboración propia.

Regresión del Bajío

Para este segundo análisis, se depuró la base de datos original para enfocarse únicamente en los estados que conforman la región del Bajío (Guanajuato, Michoacán, Jalisco, Querétaro y, en algunos casos, Aguascalientes, San Luis Potosí y Zacatecas).

En la primera regresión lineal simple, es decir, sin incorporar modelos de efectos fijos ni aleatorios, se observa que la principal variable explicativa, $\ln_rem_peso_per$, no resulta estadísticamente significativa ($p = 0,337 > 0,05$). Este valor, al ser considerablemente superior al umbral convencional de significancia estadística del 5 %, indica que no se identifica un efecto directo entre las remesas per cápita y el índice de Gini. Asimismo, las demás variables explicativas tampoco presentan significancia estadística respecto a la variable dependiente, gini.

En cuanto a la prueba VIF (Variance Inflation Factor), se encontró que únicamente

las variables rural y urbanizado presentan valores por encima de 5, lo que sugiere posibles problemas de multicolinealidad. No obstante, estos valores se mantienen dentro de límites aceptables para esta muestra. En el resto de las variables, el VIF promedio es de 3.80, lo que sugiere una multicolinealidad moderada que, en principio, no compromete la validez del modelo.

Tabla 7. Regresión básica y Prueba de multicolinealidad (VIF).

Variable	Coefficient	Std. Err.	t	P> t	95 % Conf. Interval	VIF	1/VIF
ln_rem_peso_per	-0.0260084	0.0261441	-0.99	0.337	-0.0820819 0.0300651	2.50	0.400170
rezago_edu	0.0019622	0.0036883	0.53	0.603	-0.0059485 0.0098729	3.66	0.273213
pea_m	-0.0015193	0.0020989	-0.72	0.481	-0.0060211 0.0029824	3.56	0.280801
rural	-0.5065311	0.9370282	-0.54	0.597	-2.516257 1.503195	5.74	0.174317
urbanizado	-0.0243365	0.1352253	-0.18	0.860	-0.3143661 0.265693	6.26	0.159867
ln_inv_pub_per	-0.0249022	0.0260443	-0.96	0.355	-0.0807617 0.0309573	1.11	0.902740
_cons	0.8178111	0.5185242	1.58	0.137	-0.2943126 1.929935		
Mean VIF = 3.80							

Fuente: Elaboración propia.

Como sabemos, el modelo de efectos fijos busca controlar la heterogeneidad no observada entre entidades. En esta segunda regresión, una vez declarado el panel de datos y estimado el modelo por efectos fijos, podemos afirmar que nuestra principal variable de interés, *ln_rem_peso_per*, presenta un coeficiente negativo. Esto sugiere que, *ceteris paribus*, un aumento en las remesas per cápita estaría asociado a una disminución en el índice de Gini. No obstante, este resultado no puede considerarse concluyente, ya que el valor de $\rho = 0,5711$ lo mantiene fuera del umbral típico de significancia estadística.

De manera contraintuitiva, en este caso la variable *rezago_edu* presenta un coeficiente muy pequeño. Esto resulta desconcertante, pues se esperaría que un mayor rezago educativo se asocie con niveles más altos de desigualdad; sin embargo, la variable no resulta significativa en el modelo. Lo mismo ocurre con la participación femenina en el ámbito laboral (*pea_m*): aunque el coeficiente es positivo, lo que sugiere que una mayor participación de las mujeres en la economía podría reducir la desigualdad, tampoco se obtiene significancia estadística para esta variable. En términos generales, este segundo modelo sugiere que los datos no se ajustan de manera óptima al enfoque de efectos fijos, aunque $\rho = 0,5711$ indica que el 57.1% de la varianza total del error se debe a diferencias entre estados, lo cual justifica parcialmente su uso. A pesar de sus limitaciones, el modelo por efectos fijos entrega resultados más sólidos y coherentes que la regresión lineal simple aplicada inicialmente.

Tabla 8. Modelo de Efectos Fijos (FE)

gini	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95 % conf. interval]
ln_rem_peso_per	-0.032444	0.0540593	-0.60	0.570	[-0.1647223, 0.0998342]
rezago_edu	-0.0061064	0.0084871	-0.72	0.499	[-0.0268736, 0.0146609]
pea_m	0.0038129	0.0087498	0.44	0.678	[-0.0175971, 0.025223]
rural	-0.6150161	1.621578	-0.38	0.718	[-4.582875 , 3.352843]
urbanizado	-0.2479028	0.6160788	-0.40	0.701	[-1.755393 , 1.259588]
ln_inv_pub_per	-0.0105887	0.0325108	-0.33	0.756	[-0.0901398, 0.0689624]
year 2015	-0.0866839	0.0416393	-2.08	0.083	[-0.1885716, 0.0152039]
year 2020	-0.1658242	0.1681547	-0.99	0.362	[-0.577284 , 0.2456355]
_cons	1.502727	1.733068	0.87	0.419	[-2.737937 , 5.743391]

Fuente: Elaboración propia.

Aunque los valores de las Dummies con respecto al tiempo sí muestran significancia con el modelo, en el año 2015 el coeficiente es cercano a a 5 % ($\rho = 0,083$) lo que sugiere que en 2015 hubo una reducción significativa del índice de Gini con respecto al 2010, no obstante, en el 2020 el coeficiente ya no fue significativo. A partir de esta decisión, se procede a aplicar errores robustos al modelo RE con el objetivo de obtener un mejor ajuste general en el análisis de impacto regional.

Tabla 9. Modelo de efectos fijos con errores robustos.

Variable	Coefficiente	Error estándar	p-valor	IC 95%
ln_rem_peso_per	-0.0748519	0.0293687	0.044	[-0.1467146, -0.0029892]
rezago_edu	-0.0229038	0.0057104	0.007	[-0.0368767, -0.0089308]
pea_m	0.0250783	0.0056325	0.004	[0.0111961, 0.0388606]
rural	3.8547220	0.9089865	0.005	[1.6305120, 6.0789320]
urbanizado	1.2810470	0.4306961	0.025	[0.2271717, 2.3349220]
ln_pib_per	0.2438068	0.0554681	0.005	[0.1088812, 0.3793525]
ln_inv_pub_per	-0.0176954	0.0140183	0.123	[-0.0461866, 0.0107958]
sh_agri	0.0359233	0.0216661	0.148	[-0.0170917, 0.0889384]
sh_ind	0.0000788	0.0045909	0.987	[-0.0111548, 0.0113123]
sh_ser	omitted	—	—	—
year2015	-0.3030616	0.0409034	0.000	[-0.4031486, -0.2029746]
year2020	-0.8972080	0.1430395	0.001	[-1.2472130, -0.5472030]
_cons	-4.6197110	1.5763130	0.026	[-8.4768100, -0.7626120]

Fuente: Elaboración propia.

Ahora que hemos aplicado errores robustos, varios coeficientes pasaron a ser estadísticamente significativos dentro del 5 % y el 1 %, lo cual no se observa en el modelo de efectos fijos sin errores robustos. Por lo tanto, hubo una mejora en la precisión, corrigiendo posible heterocedasticidad. *ln_rem_peso_per* tiene un efecto negativo y significativo sobre el índice de Gini ($\rho = 0.044$), lo cual sugiere que a mayores remesas per cápita están asociadas a menor desigualdad. Ahora sí, *rezago_edu* es altamente significativo ($\rho = 0.044$), al igual que *pea_m* ($\rho = 0.005$); las variables *rural* y *urbanizado* requieren de una interpretación cuidadosa, pues tal y como dijimos, estas variables reflejan las desigualdades estructurales entre estados, pero ahora analizadas con errores robustos ambas se vuelven estadísticamente significativas ($\rho = 0.005$ y 0.025 respectivamente). La variable *ln_pib_per* es positiva y significativa ($\rho = 0.005$), indicando que nuestra hipótesis planteada al inicio del análisis es verídica. Asimismo, las variables relativas a los sectores laborales ninguna es estadísticamente significativa. Al igual que en los modelos pasados, las variables anuales del 2015 y 2020 son muy significativas, sugiriendo que la desigualdad no sigue patrones temporales y que, por el contrario, fue menor en los años posteriores al año base.

Regresión Municipal de Guanajuato

En este tercer y último análisis de alcance municipal, exclusivo del estado de Guanajuato, igualmente comenzamos con una regresión lineal simple. Antes de establecer el panel de datos, obtenemos que la variable *ln_rem_peso_per* es significativa ($\rho = 0.008$), lo cual indica que el aumento del 1 % en las remesas per cápita se asocia a una reducción de 0.0091 en el índice de Gini dentro del estado de Guanajuato. Asimismo, la participación femenina en la PEA sí se asocia con menor desigualdad, teniendo un efecto sobre el ingreso familiar, siendo altamente significativa con un $\rho = 0.0000$.

Tabla 10. Modelo de efectos fijos.

Variable	Coef.	Error Est.	t	P> t	[95 % CI]
ln_rem_peso_per	-0.0040196	0.0097561	-0.41	0.681	[-0.0234174, 0.0153782]
rezago_edu	-0.0005275	0.001306	-0.40	0.687	[-0.0031242, 0.0020693]
pea_m	-0.0024133	0.0012173	-1.98	0.051	[-0.0048336, 0.00000691]
rural	0 (omitido)				
urbanizado	0 (omitido)				
ln_inv_pub_per	0.0021768	0.0026607	0.83	0.406	[-0.0030067, 0.0073603]
year2015	-0.0596169	0.0071677	-8.32	0.000	[-0.0738683, -0.0453656]
year2020	-0.0472447	0.0235843	-2.00	0.048	[-0.0941366, -0.0003527]
_cons	0.5341934	0.0826251	6.47	0.000	[0.3699126, 0.6984742]

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte, el modelo de efectos aleatorios nos presenta que aquí las variables `_rem_peso_per` y `ln_inv_pub_per` siguen sin ser significativas con el modelo, pero `rezago_m` ahora sí es marginalmente significativo ($p = 0.060$), sugiriendo que a mayor rezago educativo, más desigualdad. La `pea_m` sigue siendo significativa ($p = 0.010$), pero con mejor ajuste que en efectos fijos.

Las *dummies* por año vuelven a ser significativas y similares a lo que obtuvimos en el modelo FE, pero en este caso el p general del modelo es de $p = 0.3026$, mostrando que alrededor del 30 % de la varianza del modelo se atribuye a efectos individuales de las entidades.

Dado que $p > 0.05$, no se rechaza la hipótesis nula, implicando que el modelo de efectos aleatorios es más adecuado y más eficiente, al menos estadísticamente hablando, pues RE no presenta sesgos. Pero, dado que ambos modelos podrían tener sus ventajas al aplicárseles errores robustos, por esta ocasión los errores robustos se le aplicarán tanto a FE como a RE para nuevamente comparar su desempeño.

Ahora que hemos aplicado a ambos modelos errores robustos, concluimos que efectos fijos con errores robustos vuelven a mostrar que `ln_rem_peso_per`, `rezago_edu`, y `ln_inv_pub_per` no son significativos. Nuevamente, `pea_m` es estadísticamente significativo al 5 %, y 2015 y 2020 igualmente. En conclusión, no hubo tanta diferencia con respecto al FE básico.

Tabla 11. FE con errores robustos.

Variable	Coef.	Error robusto	t	P> t	[95 % CI]
ln_rem_peso_per	-0.0040196	0.0087596	-0.46	0.649	[-0.0216624, 0.0136233]
rezago_edu	-0.0005275	0.0014118	-0.37	0.710	[-0.0033709, 0.002316]
pea_m	-0.0024133	0.0010374	-2.33	0.025	[-0.0045028, -0.0003239]
rural	0 (omitido)				
urbanizado	0 (omitido)				
ln_inv_pub_per	0.0021768	0.0022614	0.96	0.341	[-0.0023779, 0.0067314]
year2015	-0.0596169	0.0072544	-8.22	0.000	[-0.0742281, -0.0450058]
year2020	-0.0472447	0.0230368	-2.05	0.046	[-0.0936431, -0.0008463]
_cons	0.5341934	0.0600656	8.89	0.000	[0.4132151, 0.6551718]

Fuente: Elaboración propia.

Para el modelo extendido, la regresión de efectos fijos nuevamente muestra que la variable *pea_m* es significativa ($\rho = 0.024$), demostrando la relación inversa. *ln_pib_per* es altamente significativo con un $\rho = 0.0000$, reflejando un fuerte efecto redistributivo del PIB per cápita sobre el índice de Gini. Por su parte, las variables *ln_inv_pub_per*, *sh_agri*, *ln_rem_peso_per* y *rezago_edu* no son significativas. La dummy del año 2015 es significativa con un $\rho = 0.0000$, pero 2020 no lo es respecto al año base (2010). El ρ general del modelo es de 0.0004, lo que revela que los efectos fijos son necesarios para este modelo.

Cuadro 12: Modelo de efectos fijos con PIB

Variable	Coef.	Error Est.	t	P> t	[95 % CI]
<i>ln_rem_peso_per</i>	-0.0053501	0.009063	-0.59	0.557	[-0.023376, 0.0126758]
<i>rezago_edu</i>	-0.0007656	0.0012101	-0.63	0.529	[-0.0031725, 0.0016413]
<i>pea_m</i>	-0.0025863	0.0011276	-2.29	0.024	[-0.0048291, -0.0003435]
rural	0 (omitido)				
urbanizado	0 (omitido)				
<i>ln_pib_per_</i>	-0.0215763	0.0053407	-4.04	0.000	[-0.0321988, -0.0109538]
<i>ln_inv_pub_per</i>	0.0034662	0.0024324	1.42	0.158	[-0.0013718, 0.0083043]
<i>sh_agri</i>	-0.0015397	0.0022384	-0.69	0.493	[-0.0059918, 0.0029123]
<i>year2015</i>	-0.047455	0.0072675	-6.53	0.000	[-0.0619098, -0.0330003]
<i>year2020</i>	-0.0195624	0.0228265	-0.86	0.394	[-0.0649635, 0.0258387]
<i>_cons</i>	0.7523409	0.0942199	7.98	0.000	[0.5649413, 0.9397404]

Fuente: Elaboración propia.

Conclusión

El presente estudio tuvo como objetivo principal examinar la relación entre las remesas y la desigualdad económica en la región del Bajío, considerando el posible papel mediador de la inversión educativa. A partir de un análisis econométrico con datos de panel a nivel municipal para el periodo 2010-2020, los resultados obtenidos ofrecen hallazgos mixtos que invitan a la reflexión.

A nivel nacional, se observa una leve tendencia a que mayores niveles de remesas per cápita se asocian con una reducción en el índice de Gini, aunque este efecto no es estadísticamente robusto en todos los modelos. Sin embargo, en el contexto específico del Bajío, no se encontró una relación significativa entre las remesas y la desigualdad. Esto podría deberse a la heterogeneidad estructural de la región, donde factores como la tradición migratoria, la composición sectorial o las redes familiares podrían estar modulando el impacto de las remesas de manera compleja. Asimismo, la hipótesis de que las remesas reducen la desigualdad a través de mayores inversiones en educación no pudo ser corroborada, ya que la variable de rezago educativo no resultó significativa en los modelos.

Un hallazgo consistente en todos los análisis es la reducción significativa de la desigualdad a lo largo del tiempo, evidenciada por los coeficientes negativos de las variables ficticias para los años 2015 y 2020. Esto sugiere que factores exógenos al modelo, como políticas públicas, cambios estructurales en la economía o dinámicas demográficas, podrían estar impulsando una distribución del ingreso más equitativa en la región.

Las limitaciones del estudio, como la disponibilidad de datos a nivel municipal y la dificultad para capturar la totalidad de los factores no observables, invitan a profundizar la investigación. Futuros estudios podrían beneficiarse de enfoques mixtos (cualitativos y cuantitativos) o de un análisis más desagregado que considere las particularidades de cada entidad del Bajío. En síntesis, si bien las remesas constituyen un flujo vital para muchas familias en el Bajío, esta investigación no encontró evidencia robusta de que estén modificando significativamente los patrones de desigualdad económica en la región. Los resultados refuerzan la idea de que el impacto distributivo de las remesas depende de un entramado complejo de factores locales y estructurales, lo que exige políticas públicas diferenciadas y multidimensionales para potenciar su efecto igualador.

Bibliografía/Referencias

- Adams, R. H. (2006). Remittances and poverty in Ghana (World Bank Policy Research Working Paper No. 3838). The World Bank.
- Adams, R. H. (2011). The economics of international migrant remittances. In D. Rodrik & M. Rosenzweig (Eds.), *Handbook of development economics*, Vol. 4, pp. 2935–2978. Elsevier.
- Ang, Y. Y. (2018). Remittances and human capital investment. *World Development*, 110, 188–198. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2018.05.031>
- Angelucci, M. (2015). Remittances and spatial aggregation. *The Economic Journal*, 125(586), 1187–1212. <https://doi.org/10.1111/eoj.12235>
- Bang, J., & Mitra, A. (2018). Hollowing out the middle? (IZA Discussion Paper No. 11438). IZA Institute of Labor Economics.
- BBVA Research. (2023). Anuario de migración y remesas 2023. Fundación BBVA.
- Beyene, B. M. (2014). The effects of international remittances on poverty and inequality in Ethiopia. *The Journal of Development Studies*, 50(10), 1380–1396. <https://doi.org/10.1080/00220388.2014.940914>
- Brito, S., Corbacho, A., & Osorio, R. (2014). Remittances and the impact on crime in Mexico (IDB Working Paper Series No. IDB-WP-492). Inter-American Development Bank.
- Campos-Vázquez, R., & Sobarzo, H. (2012). Remittances and inequality in Mexico. Wilson Center Report.
- Corona, M. (2014). Las remesas y el bienestar en las familias de migrantes. *Perfiles Latinoamericanos*, 22(43), 185–207. <https://doi.org/10.18504/pl2243-185-2014>
- Cruz, B. E. (2024). Remesas y desarrollo regional [Manuscrito en preparación].
- De la Croix, D. (2013). Fertility, education, and development. *American Economic Review*, 103(1), 1–36. <https://doi.org/10.1257/aer.103.1.1>
- Durand, J. (2021). Historia migratoria del Bajío. *Migraciones Internacionales*, 12(1). <https://doi.org/10.33679/rmi.v12i1.2153>
- García-Amador, M. (2020). Intergenerational effects of remittances. *Journal of Development Studies*, 56(4), 712–728. <https://doi.org/10.1080/00220388.2019.1602849>
- López, H. (2019). Remesas en el Bajío mexicano. *Economía Mexicana*, 28(2), 45–67.
- Massey, D., & Pren, K. (2009). Nuevos escenarios de la migración. *Papeles de Población*, 15(61), 101–128.
- McKenzie, D., & Rapoport, H. (2007). Network effects in migration. *Journal of Development Economics*, 84(1), 1–24. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2006.11.003>
- Monteros, J., & García, P. (2017). Remesas y desigualdad en México. *Revista Nuestra América*, 5(10), 140–159.
- Orrenius, P., & Zavodny, M. (2018). Does migration cause inequality? Texas-Mexico Center Research, Southern Methodist University.
- Pardo, A., & Dávila, C. (2021). Relación entre remesas y desigualdad. *Desarrollo y Sociedad*, 89, 117–141. <https://doi.org/10.13043/DYS.89.4>

- Rubenstein, H. (2022). Agriculture and remittance impacts. *Food Policy*, 108, 102234. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2022.102234>
- Theoharides, C. (2018). Manila to Malaysia, Quezon to Qatar: International migration and its effects on origin-country human capital. *Journal of Human Resources*, 53(4), 1022–1049. <https://doi.org/10.3368/jhr.53.4.0815-7341R1>
- Vacaflor, D. E. (2018). Are remittances helping lower poverty and inequality levels in Latin America? *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 68, 254–265. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2017.11.001>
- Zúñiga, E., & Leite, P. (2005). Migración México–Estados Unidos. CONAPO.