

Econometría III

Magíster en Economía
Facultad de Economía y Negocios
Segundo Semestre 2025

Curso	Econometría III – Inferencia Causal
Instructor	Carlos Díaz < cadiazg@uahurtado.cl >
Descripción	Econometría III ofrece a los estudiantes del Magíster en Economía una formación rigurosa en los fundamentos de la teoría moderna de la inferencia causal, con especial énfasis en los desafíos metodológicos y prácticos que plantea la estimación de efectos causales en economía y otras ciencias sociales. El curso se basa en la teoría contrafactual de la causalidad, estructurada a partir del modelo de resultados potenciales de Neyman-Rubin. Se presentarán diferentes diseños de investigación, incluyendo asignación aleatoria, variables instrumentales, regresión discontinua, diferencias en diferencias y control sintético. Se discutirá detalladamente la teoría detrás de cada uno de estos diseños, de manera de que los estudiantes desarrollen una comprensión sólida, así como las competencias necesarias para el uso de estas herramientas. El curso estará orientado a un proyecto de investigación aplicada, que se desarrollará de manera progresiva durante el semestre y evaluará de manera continua a través de entregas parciales. A su vez, cada módulo se apoyará en uno o más artículos académicos que ejemplifican el uso empírico de los distintos enfoques, los cuales serán discutidos en clase. Las unidades tendrán espacio para aplicaciones prácticas en software estadístico relevante (como R y Stata), fomentando una articulación efectiva entre teoría y práctica.
Objetivos	Objetivo general. Econometría III tiene como propósito general complementar la formación teórica en econometría de los estudiantes del Magíster en Economía (abordados en los dos primeros cursos de esta secuencia, Econometría I y II), mediante el estudio y la aplicación de los principales diseños de inferencia causal, orientado al análisis de políticas públicas y evaluaciones de impacto. Objetivos específicos. Al finalizar el curso, se espera que los estudiantes de Econometría III sean capaces de: Comprender los fundamentos teóricos de los principales diseños de inferencia causal, incluyendo asignación aleatoria, variables

	instrumentales, regresión discontinua, diferencias en diferencias y métodos de control sintético. b. Identificar las condiciones bajo las cuales estos métodos permiten estimar efectos causales de forma válida. c. Implementar estos enfoques empíricamente, utilizando software estadístico (R y Stata). d. Analizar críticamente investigaciones aplicadas en distintas áreas de la economías, tales como mercados laborales, educación, salud y crimen, que han recurrido a los diseños y los estimadores presentados en el curso. e. Formular y evaluar estrategias de identificación en contextos empíricos concretos, contemplando los avances últimos avances de la literatura correspondiente. f. Comunicar de manera clara y precisa los métodos utilizados, los supuestos de identificación, las ventajas y limitaciones de los estimadores involucrados, y los resultados obtenidos, tanto por escrito como en presentaciones orales.
Contenidos	Unidad 1. Introducción y fundamentos 1.1 ¿Qué entendemos por inferencia causal? 1.2 Correlación no es causalidad 1.3 El “lado oscuro” de la racionalidad: <i>The Anakin Skywalker paradox</i> Cunningham, S. (2021). Introduction. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 1-15). Yale University Press. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). <i>Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion</i>. Princeton University Press. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2010). The credibility revolution in empirical economics: How better research design is taking the con out of econometrics. <i>Journal of Economic Perspectives</i>, 24(2), 3-30. Pearl, J., & Mackenzie, D. (2019). <i>The Book of Why. The New Science of Cause and Effect</i>. Penguin. Unidad 2. Grafos acíclicos dirigidos 2.1 Introducción a la notación 2.2 Colisionando 2.3 Criterio <i>backdoor</i> o de “puerta trasera” 2.4 Sesgo de selección 2.5 Una aplicación Cunningham, S. (2021). Directed Acyclic Graphs. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 96-118). Yale University Press.

	Fryer Jr, R. G. (2019). An empirical analysis of racial differences in police use of force. <i>Journal of Political Economy</i>, 127(3), 1210-1261. Pearl, J. (2009). <i>Causality</i>. Cambridge University Press.
	Unidad 3. Resultados potenciales 3.1 Inferencia estadística 3.2 Aleatorización según Fisher 3.3 Inferencia por aleatorización 3.4 Una aplicación
	Cunningham, S. (2021). Potential Outcomes Causal Model. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 119-174). Yale University Press.
	Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). <i>Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion</i>. Princeton University Press.
	Pearl, J., & Mackenzie, D. (2019). <i>The Book of Why. The New Science of Cause and Effect</i>. Penguin.
	Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. <i>Journal of Educational Psychology</i>, 66(5), 688.
	Unidad 4. Matching y subclasificación 4.1 Subclasificación 4.2 Supuestos de identificación 4.3 El caso del Titanic 4.4 La maldición de la dimensionalidad 4.5 Matching exacto 4.6 Matching aproximado 4.7 Una aplicación
	Cunningham, S. (2021). Matching and Subclassification. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 175-240). Yale University Press.
	Betancor, F., & Díaz, C. (2024). Unveiling Hardships Beyond the Poverty Line: A Matching Methods Approach. <i>SSRN 4942242</i>.
	Díaz, C., Fossati, S., & Trajtenberg, N. (2025). When ‘Eyes on the Street’ Are Not Enough: Insights from Itinerant Street Markets. <i>Journal of Quantitative Criminology</i>, 1-29.
	Imbens, G. W. (2000). The role of the propensity score in estimating dose-response functions. <i>Biometrika</i>, 87(3), 706-710.
	King, G., & Nielsen, R. (2019). Why propensity scores should not be used for matching. <i>Political Analysis</i>, 27(4), 435-454.
	Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. <i>Biometrika</i>, 70(1), 41-55.
	Unidad 5. Variables instrumentales

	5.1 Un poco de historia
	5.2 Intuición
	5.3 Efectos homogéneos
	5.4 El problema de los instrumentos débiles
	5.5 Efectos heterogéneos
	5.6 Diseños populares
	5.7 Una aplicación
	Cunningham, S. (2021). Instrumental Variables. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 315-385). Yale University Press.
	Angrist, J. D. (1990). Lifetime earnings and the Vietnam era draft lottery: evidence from social security administrative records. <i>American Economic Review</i> , 313-336.
	Angrist, J. D., & Krueger, A. B. (1991). Does compulsory school attendance affect schooling and earnings?. <i>The Quarterly Journal of Economics</i> , 106(4), 979-1014.
	Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). <i>Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion</i> . Princeton University Press.
	Baicker, K., Taubman, S. L., Allen, H. L., Bernstein, M., Gruber, J. H., Newhouse, J. P., ... & Finkelstein, A. N. (2013). The Oregon experiment—effects of Medicaid on clinical outcomes. <i>New England Journal of Medicine</i> , 368(18), 1713-1722.
	Graddy, K. (2006). Markets: the Fulton fish market. <i>Journal of Economic Perspectives</i> , 20(2), 207-220.
	Mueller-Smith, M. (2015). The criminal and labor market impacts of incarceration. <i>Unpublished working paper</i> .
	Stevenson, M. T. (2018). Distortion of justice: How the inability to pay bail affects case outcomes. <i>The Journal of Law, Economics, and Organization</i> , 34(4), 511-542.
	Unidad 6. Regresión discontinua
	6.1 Un diseño popular
	6.2 Requerimientos
	6.3 <i>Sharp</i> vs. <i>Fuzzy</i>
	6.4 <i>Continuity Based Approach</i> vs. <i>Local Randomization</i>
	6.5 Desafíos de identificación
	6.6 Una Aplicación
	Cunningham, S. (2021). Regression Discontinuity. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 241-314). Yale University Press.
	Cattaneo, M. D., Díaz, C., & Titiunik, R. (2024). Randomization Inference for Before-and-After Studies with Multiple Units: An Application to

	a Criminal Procedure Reform in Uruguay. <i>arXiv preprint arXiv:2410.15477</i>. Cattaneo, M. D., Idrobo, N., & Titiunik, R. (2020). <i>A practical introduction to regression discontinuity designs: Foundations</i>. Cambridge University Press. Cattaneo, M. D., Idrobo, N., & Titiunik, R. (2024). <i>A practical introduction to regression discontinuity designs: Extensions</i>. Cambridge University Press. Cattaneo, M. D., & Titiunik, R. (2022). Regression discontinuity designs. <i>Annual Review of Economics</i>, 14(1), 821-851. Lee, D. S., Moretti, E., & Butler, M. J. (2004). Do voters affect or elect policies? Evidence from the US House. <i>The Quarterly Journal of Economics</i>, 119(3), 807-859. Skovron, C., & Titiunik, R. (2015). A practical guide to regression discontinuity designs in political science. <i>American Journal of Political Science</i>, 2015, 1-36. Unidad 7. Diferencias en diferencias 7.1 John Snow y el cólera 7.2 El modelo canónico 7.3 Inferencia 7.4 Tendencias paralelas 7.5 Efectos fijos bidireccionales 7.6 Efectos heterogéneos, varios períodos y adopción escalonada 7.7 Imputación 7.8 Una aplicación Baker, A., Callaway, B., Cunningham, S., Goodman-Bacon, A., & Sant'Anna, P. H. (2025). Difference-in-differences designs: A practitioner's guide. <i>Journal of Economic Literature</i>. Cunningham, S. (2021). Difference-in-Differences. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 406-510). Yale University Press. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). <i>Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion</i>. Princeton University Press. Callaway, B., & Sant'Anna, P. H. (2021). Difference-in-differences with multiple time periods. <i>Journal of Econometrics</i>, 225(2), 200-230. De Chaisemartin, C., & d'Haultfoeuille, X. (2020). Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects. <i>American Economic Review</i>, 110(9), 2964-2996. De Chaisemartin, C., & D'Haultfoeuille, X. (2025). Credible answers to hard questions: Differences-in-differences for natural experiments. <i>SSRN 4487202</i>.
--	--

	Díaz, C., Dodel, M., & Menese, P. (2022). Can one laptop per child reduce digital inequalities? ICT household access patterns under Plan Ceibal. <i>Telecommunications Policy</i>, 46(9), 102406. Díaz, C., Fossati, S., & Trajtenberg, N. (2022). Stay at home if you can: COVID-19 stay-at-home guidelines and local crime. <i>Journal of Empirical Legal Studies</i>, 19(4), 1067-1113. Díaz, C., Fossati, S., & Trajtenberg, N. (2025). When ‘Eyes on the Street’ Are Not Enough: Insights from Itinerant Street Markets. <i>Journal of Quantitative Criminology</i>, 1-29. Gardner, J., Thakral, N., Tô, L. T., & Yap, L. (2024). Two-Stage Differences in Differences. <i>arXiv preprint arXiv:2207.05943</i>. Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. <i>Journal of Econometrics</i>, 225(2), 254-277. Sun, L., & Abraham, S. (2021). Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects. <i>Journal of Econometrics</i>, 225(2), 175-199. Trajtenberg, N., Fossati, S., Díaz, C., Nivette, A. E., Aguilar, R., Ahven, A., ... & Eisner, M. P. (2024). The heterogeneous effects of COVID-19 lockdowns on crime across the world. <i>Crime Science</i>, 13(1), 1-12. Xiaohong, C, Sant'Anna, P. H, & Haitian, X. (2025). Efficient Difference-in-Differences and Event Study Estimators. <i>arXiv preprint arXiv:2506.17729</i>. Unidad 8. Control sintético 8.1 Estudio de caso comparativo 8.2 Predictores y donantes 8.3 Placebos en tiempo y espacio 8.4 Robustez 8.5 Inferencia 8.6 Una aplicación Cunningham, S. (2021). Synthetic Control. In <i>Causal Inference: The Mixtape</i> (pp. 511-539). Yale University Press. Abadie, A. (2021). Using synthetic controls: Feasibility, data requirements, and methodological aspects. <i>Journal of Economic Literature</i>, 59(2), 391-425. Abadie, A., Diamond, A., & Hainmueller, J. (2010). Synthetic control methods for comparative case studies: Estimating the effect of California’s tobacco control program. <i>Journal of the American Statistical Association</i>, 105(490), 493-505.
--	--

	Abadie, A., & Gardeazabal, J. (2003). The economic costs of conflict: A case study of the Basque Country. <i>American Economic Review</i>, 93(1), 113-132. Díaz, C., & Orozco, J. (2025). The Impact of Violence on Economic Growth: Evidence from Colombia's Armed Conflict. <i>SSRN 5123482</i>.
Evaluación	La evaluación del curso se estructurará en torno a un proyecto de investigación original, que constituirá el eje central del trabajo del semestre. Este proyecto se desarrollará de manera progresiva, siguiendo un calendario de entregas parciales que permitirán monitorear avances, recibir retroalimentación oportuna y asegurar la integración gradual de los distintos componentes teóricos y empíricos abordados en clase. Al finalizar el curso, los estudiantes deberán presentar la versión completa del proyecto, acompañada de un análisis crítico de la estrategia de identificación, la implementación empírica y la interpretación de los resultados. Adicionalmente, se realizará un examen al final del semestre, enfocado en la aplicación práctica y el razonamiento conceptual, que complementará la evaluación integral de las competencias adquiridas. Las instancias de evaluación y retroalimentación previstas son las que siguen: i. Presentaciones. Este componente evalúa la capacidad del estudiante para comunicar de forma clara y precisa los métodos utilizados, los supuestos de identificación y los resultados obtenidos (objetivo específico f) en las diferentes etapas del proyecto de investigación asociado al curso. Las presentaciones, que pueden ser orales y/o escritas, también fomentan la discusión crítica de trabajos y permiten evaluar la comprensión sustantiva de diferentes enfoques empíricos (d y e). ii. Tareas. Las tareas prácticas se enfocan en la implementación empírica de los principales diseños de inferencia causal mediante el uso de software estadístico, como R y Stata (c). A su vez, permiten reforzar los fundamentos teóricos y metodológicos abordados en clase (a y b). iii. Paper original. Este es el componente central de la evaluación. Requiere que los estudiantes formulen una pregunta de investigación relevante, diseñen una estrategia de identificación adecuada, implementen el análisis empírico y discutan sus resultados de forma crítica. Con ello, se busca integrar todos los objetivos del curso, en particular: la formulación y evaluación de estrategias empíricas (e), la implementación de diseños causales (c), el análisis crítico de la literatura (d), y la comunicación académica tanto escrita como oral (f).

	iv. Examen. Esta evaluación escrita permite medir el dominio conceptual de los fundamentos teóricos de los diseños causales estudiados (a), así como la capacidad de los estudiantes para identificar las condiciones bajo las cuales estos métodos son válidos (b). También permite evaluar la formulación de estrategias de identificación en contextos hipotéticos o reales (e). Esta evaluación se realizará al final del semestre. El paper original tendrá un ponderación del 50%, las presentaciones de avances un 20%, y la evaluación escrita un 30%. En caso de que los estudiantes alcancen una nota de 5.5 o superior entre el paper original y las presentaciones, pueden eximir el examen final. Las tareas no llevarán calificación, pero serán consideradas en caso de que la evaluación del estudiante requiera de información adicional.
Aprendizaje	Al finalizar Econometría III, los estudiantes deberán ser capaces de comprender e implementar los principales diseños de inferencia causal, formular estrategias de identificación en contextos empíricos concretos, y comunicar con claridad sus supuestos, ventajas y limitaciones. Estos aprendizajes se deberán reflejar en una evaluación que combina instancias teóricas, aplicadas y de comunicación académica, elementos central en el proceso de iniciación a la investigación empírica y, por lo tanto, en línea con un eje central del perfil de egreso del Magíster en Economía.

Bibliografía	Abadie, A. (2021). Using synthetic controls: Feasibility, data requirements, and methodological aspects. <i>Journal of Economic Literature</i>, 59(2), 391-425. Abadie, A., Diamond, A., & Hainmueller, J. (2010). Synthetic control methods for comparative case studies: Estimating the effect of California's tobacco control program. <i>Journal of the American Statistical Association</i>, 105(490), 493-505. Abadie, A., & Gardeazabal, J. (2003). The economic costs of conflict: A case study of the Basque Country. <i>American Economic Review</i>, 93(1), 113-132. Angrist, J. D. (1990). Lifetime earnings and the Vietnam era draft lottery: evidence from social security administrative records. <i>American Economic Review</i>, 313-336. Angrist, J. D., & Krueger, A. B. (1991). Does compulsory school attendance affect schooling and earnings?. <i>The Quarterly Journal of Economics</i>, 106(4), 979-1014. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). <i>Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion</i>. Princeton University Press. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2010). The credibility revolution in empirical economics: How better research design is taking the con out of econometrics. <i>Journal of Economic Perspectives</i>, 24(2), 3-30. Baicker, K., Taubman, S. L., Allen, H. L., Bernstein, M., Gruber, J. H., Newhouse, J. P., ... & Finkelstein, A. N. (2013). The Oregon experiment—effects of Medicaid on clinical outcomes. <i>New England Journal of Medicine</i>, 368(18), 1713-1722. Betancor, F., & Díaz, C. (2024). Unveiling Hardships Beyond the Poverty Line: A Matching Methods Approach. <i>SSRN 4942242</i>. Callaway, B., & Sant'Anna, P. H. (2021). Difference-in-differences with multiple time periods. <i>Journal of Econometrics</i>, 225(2), 200-230. Cattaneo, M. D., Díaz, C., & Titiunik, R. (2024). Randomization Inference for Before-and-After Studies with Multiple Units: An Application to a Criminal Procedure Reform in Uruguay. <i>arXiv preprint arXiv:2410.15477</i>. Cattaneo, M. D., Idrobo, N., & Titiunik, R. (2020). <i>A practical introduction to regression discontinuity designs: Foundations</i>. Cambridge University Press. Cattaneo, M. D., Idrobo, N., & Titiunik, R. (2024). <i>A practical introduction to regression discontinuity designs: Extensions</i>. Cambridge University Press. Cattaneo, M. D., & Titiunik, R. (2022). Regression discontinuity designs. <i>Annual Review of Economics</i>, 14(1), 821-851.
---------------------	---

	Cunningham, S. (2021). <i>Causal Inference: The Mixtape</i>. Yale University Press. De Chaisemartin, C., & d'Haultfoeuille, X. (2020). Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects. <i>American Economic Review</i>, 110(9), 2964-2996. De Chaisemartin, C., & D'Haultfoeuille, X. (2025). Credible answers to hard questions: Differences-in-differences for natural experiments. <i>SSRN 4487202</i>. Díaz, C., Dodel, M., & Menese, P. (2022). Can one laptop per child reduce digital inequalities? ICT household access patterns under Plan Ceibal. <i>Telecommunications Policy</i>, 46(9), 102406. Díaz, C., Fossati, S., & Trajtenberg, N. (2022). Stay at home if you can: COVID-19 stay-at-home guidelines and local crime. <i>Journal of Empirical Legal Studies</i>, 19(4), 1067-1113. Díaz, C., Fossati, S., & Trajtenberg, N. (2025). When 'Eyes on the Street' Are Not Enough: Insights from Itinerant Street Markets. <i>Journal of Quantitative Criminology</i>, 1-29. Díaz, C., & Orozco, J. (2025). The Impact of Violence on Economic Growth: Evidence from Colombia's Armed Conflict. <i>SSRN 5123482</i>. Fryer Jr, R. G. (2019). An empirical analysis of racial differences in police use of force. <i>Journal of Political Economy</i>, 127(3), 1210-1261. Gardner, J., Thakral, N., Tô, L. T., & Yap, L. (2024). Two-Stage Differences in Differences. <i>arXiv preprint arXiv:2207.05943</i>. Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. <i>Journal of Econometrics</i>, 225(2), 254-277. Graddy, K. (2006). Markets: the Fulton fish market. <i>Journal of Economic Perspectives</i>, 20(2), 207-220. Imbens, G. W. (2000). The role of the propensity score in estimating dose-response functions. <i>Biometrika</i>, 87(3), 706-710. King, G., & Nielsen, R. (2019). Why propensity scores should not be used for matching. <i>Political Analysis</i>, 27(4), 435-454. Lee, D. S., Moretti, E., & Butler, M. J. (2004). Do voters affect or elect policies? Evidence from the US House. <i>The Quarterly Journal of Economics</i>, 119(3), 807-859. Mueller-Smith, M. (2015). The criminal and labor market impacts of incarceration. <i>Unpublished working paper</i>. Pearl, J. (2009). <i>Causality</i>. Cambridge University Press. Pearl, J., & Mackenzie, D. (2019). <i>The Book of Why. The New Science of Cause and Effect</i>. Penguin.
--	--

	Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. <i>Biometrika</i>, 70(1), 41-55. Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. <i>Journal of Educational Psychology</i>, 66(5), 688. Skovron, C., & Titiunik, R. (2015). A practical guide to regression discontinuity designs in political science. <i>American Journal of Political Science</i>, 2015, 1-36. Stevenson, M. T. (2018). Distortion of justice: How the inability to pay bail affects case outcomes. <i>The Journal of Law, Economics, and Organization</i>, 34(4), 511-542. Sun, L., & Abraham, S. (2021). Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects. <i>Journal of Econometrics</i>, 225(2), 175-199. Trajtenberg, N., Fossati, S., Díaz, C., Nivette, A. E., Aguilar, R., Ahven, A., ... & Eisner, M. P. (2024). The heterogeneous effects of COVID-19 lockdowns on crime across the world. <i>Crime Science</i>, 13(1), 1-12. Xiaohong, C, Sant'Anna, P. H, & Haitian, X. (2025). Efficient Difference-in-Differences and Event Study Estimators. <i>arXiv preprint arXiv:2506.17729</i>.
--	---