

E337. Big Data, Aprendizaje Automático y Minería de Datos: Herramientas e ideas para economistas^I

PROFESOR

María Noelia Romero

CLASES MAGISTRALES

Aula 25

Lun, 5:20 pm – 6:50 pm

Mie, 7:00 pm – 8:30 pm

EMAIL

mromero@udesa.edu.ar

HORAS DE CONSULTA

Martes 3:30 pm – 5:00 pm

TUTOR

Victoria Oubiña

EMAIL

v.oubina@gmail.com

CLASES TUTORIALES

Online

Mie, 5:20 pm - 6:50pm

OBJETIVOS

El objetivo de este curso es presentar las herramientas estadísticas, matemáticas, y computacionales más utilizadas para hacer predicciones y clasificaciones confiables. El curso presentara casos aplicados de cada herramienta en el ámbito de negocios, investigación y políticas publicas. Mediante el entendimiento teórico y práctico, los estudiantes desarrollan un pensamiento critico de las ventajas y limitaciones de cada herramienta computacional y descubren distintas bases de datos disponibles. El curso desafía a los estudiantes a: (i) realizar una presentación oral breve de artículos de investigación, y (ii) proponer una idea de investigacion que utilice alguna de las herramientas computacionales vista en clase. En resumen, estos objetivos del curso apuntan a que el alumno desarrolle gran versatilidad para comprender, utilizar y presentar datos e ideas según la demanda en su futuro desarrollo profesional (sea academico o no academico).

PERFIL

El curso tiene fuerte carácter técnico, computacional, y de pensamiento critico. El estudiante esta motivado por el uso de datos, ya sea con recopilación de datos primarios o el cuestionamiento de usos de datos secundarios. Ademas, el curso es ideal para estudiantes con inclinación por sintetizar ideas complejas de manera sencilla para el publico en general.

REQUISITOS

Econometría (Lic. en Economía)

HABILIDADES COMPUTALES

El curso se basa en Python, un lenguaje de programación estadístico potente y de amplio uso. No requiere conocimiento previo, pero si ganas de aprender y experimentar.

MATERIAL

^I El presente programa esta desarrollado e inspirado siguiendo el curso 2020 de Big Data por el Profesor Walter Sosa Escudero ([Website aqui](#)) y se actualizo con la bibliografia del curso *ACE 592 Big Data in Empirical Economics* (Fall 2022) por el Profesor [Peter Christensen](#) (University of Illinois Urbana-Champaign)

Todo el material del curso se encontrará disponible en el campus virtual. Este programa y temario está sujeto a cambios y, si es necesario.

DINAMICA EL CURSO

El curso incentiva la colaboración en grupo de tres personas (a determinar el primer día de clase). En este curso, vamos a trabajar en el campus virtual, para anuncios y recordatorios semanales (fechas claves), y coordinar las presentaciones. En dicha plataforma, se espera la activa participación de cada grupo (ver siguiente sección para mas detalle).

La aprobación del curso se basa en las siguientes actividades:

1. **Trabajos prácticos (30% de la nota):** Los trabajos prácticos usan datos de fuentes secundarias, requieren programación (entregar código de resolución de las consignas) y un reporte que interprete los resultados y discuta las limitaciones. Es requisito entregar y aprobar todos los trabajos prácticos.
2. **Participación (10% de la nota):** Se esperan dos actividades grupales:
 - a. Una **presentación breve (15 minutos)** de un trabajo de investigación con aprobación de los profesores. El artículo posible a presentar tiene con * en la lista de bibliografía abajo. Cada grupo debe entregar las diapositivas 24 horas antes de la presentación en el canal correspondiente de Slack. No es necesario ser experto en el artículo, pero si se espera guiar la discusión con el resto de la clase.
 - b. Cada semana los grupos deben **postear en el foro de campus virtual** un enlace relevante (nota, discusión, video, conferencia, base de datos, etc.) relacionado con la temática de dicha semana en el curso y no mencionado en este programa. Se espera que el grupo realice un breve comentario en el post sobre la relevancia del enlace propuesto. En la clase tutorial, se discutirá con mas detalles esta actividad.
3. **Propuesta de trabajo (20% de la nota):** puede ser una aplicación o un trabajo de investigación. En la primera semana de parciales (ver cronograma), se debe entregar una pagina con la idea preliminar para la prouesta de investigacion. Las consignas de formato y expectativa de la propuesta se pueden encontrar en el campus virtual y en las clases tutoriales se discutirá cualquier duda respecto a la entrega.
4. **Examen final (40% de la nota):** evaluación integral e individual de todo el contenido del curso, incluyendo lecturas y habilidades computacionales. Importante: es **condición necesaria aprobar** el examen final.

Se espera un lenguaje profesional y/o académico en cada ítem, donde importa el contenido y visualización de la información.

Asistencia y plagio: como es práctica de UdeSA, se requiere asistir como mínimo al 75% de las clases teóricas y tutoriales, si bien no tomamos asistencia. Velaremos por las cuestiones éticas en lo que se refiere a plagio y otras inconductas éticas.

TEMARIO TENTATIVO DEL CURSO

	Topico de Clases	topico de tutoriales	ENTREGAS GRUPALES
1	Introducción: Predecir, explicar. Causalidad y predicción. Motivación, objetivos y dinámica del curso. Definiciones de Data mining, big data, learning, business analytics. Aprendizaje supervisado y no supervisado. Ejemplos aplicados.	Introducción A Python	
2	Metodos No Supervisados 1: Componentes principales	Introducción A Python	
3	Metodos No Supervisados 2: Clúster	Web Scraping, Apis, Github	
4	Metodos Semiparametricos: Histogramas, Kernels y otros	Web Scraping, Apis, Github	Trabajo Práctico N 1
5	Introducción a Metodos Supervisados: Resumen de Herramientas. Revisión de Regresión. Modelos lineales, linealizables y no lineales.	Introducción A Pandas y Matplotlib	
6	Clasificación. Clasificador de Bayes. Regresión logística. Vecinos cercanos. Análisis discriminante.		
7	Análisis discriminante. Análisis ROC y Mas Aplicaciones.	Introducción A Numpy y Regresión Lineal	Trabajo Práctico N 2
8	Overfitting. Complejidad de modelos. Cross validation. Bootstrap.	Componentes principales	Propuesta Preliminar (1 página borrador)
9	Regularización y elección de modelos. Lasso, ridge. Elastic net	Cluster y Kernels	
10	Regularización y elección de modelos II. Aplicaciones y Introducción a la Causalidad, temas en común.	Regresiones No Lineales y semiparamétricas	Trabajo Práctico N 3

I 1	Modelos no lineales: Polinomios, Splines, LOWESS. Modelos Aditivos Generales. Regresion Local por Kernels	Clasificación. Bayes. Análisis Discriminante. Vecinos Cercanos. Análisis ROC	
I 2	CART: Arboles: arboles de regresión y clasificación. Bagging, boosting.	Regularización	
I 3	Random Forest y Casual Random Forest. Aplicaciones.	Árboles. CART	Trabajo Práctico N 4
I 4	Support Vector Machines, Economia Aplicada y nuevo campo de la Privacidad	Métodos De Ensamble. Bagging. Random Forest. Boosting.	Propuesta Final
	Semana de Exámenes Finales: 24 junio a 6 de Julio		

LIBROS († Lectura Obligatoria. * Lectura Recomendada)

Ahumada, H., Gabrielli, F., Herrera, M. y Sosa Escudero, W., 2018, *Una Nueva Econometría: Automatización, Big Data, Econometría Espacial y Estructural*, EdiUNS, Buenos Aires.

† James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning* (Vol. 6). New York: springer. Descarga [gratis](#).

* Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2001). *The elements of statistical learning* (Vol. 1). Springer, Berlin: Springer series in statistics.

Murphy, K., (2012). *Machine learning: a probabilistic perspective*, MIT Press, Cambridge.

† Sosa Escudero, W., 2021, *Big data*, 7a edición, Siglo XXI Editores, Buenos Aires

Sosa Escudero, W., 2022, *Borges, big data y yo*, Siglo XXI Editores, Buenos Aires.

Wickham, H., & Grolemund, G. (2016). *R for data science: import, tidy, transform, visualize, and model data*. " O'Reilly Media, Inc.". Descarga [gratis](#).

ARTÍCULOS CIENTÍFICOS DE BIG DATA († Lectura Obligatoria, * Lectura Recomendada, ♦Lectura Posible Para Exposiciones Grupales)

Anastasopoulos, J., Badani, D., Lee, C., Ginosar, S. & Williams, J. R. (2018). "Political image analysis with deep neural networks". (Submitted).

Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2010). The credibility revolution in empirical economics: How better research design is taking the con out of econometrics. *The Journal of Economic Perspectives*, 24(2), 3-30.

Anselin, L., & Williams, S. (2015). Digital neighborhoods. *Journal of Urbanism: International Research on Placemaking and Urban Sustainability*, 1-24.

Askatas, N., & Zimmermann, K. F. (2009). Google econometrics and unemployment forecasting. *Applied Economics Quarterly*, 55(2), 107-120.

Athey, S., & Imbens, G. W. (2015). Machine learning methods for estimating heterogeneous causal effects. *stat*, 1050, 5.

Athey, S. (2015, August). Machine Learning and Causal Inference for Policy Evaluation. *In Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 5-6). ACM.

Bai, J. & Ng, S. (2008). "Forecasting economic time series using targeted predictors", *Journal of Econometrics*, vol. 146(2), pp. 304-317.

Baylé, Federico (2016) "Detección de villas y asentamientos informales en el partido de La Matanza mediante teledetección y sistemas de información geográfica" Tesis de Maestría.

<https://drive.google.com/file/d/0ByPgZ6LNclgGNW05YVNNMDVqOTA/view>

Baylis, P. (2015). Temperature and temperament: Evidence from a billion tweets. Energy Institute at HAAS working paper.

- Belloni, V. Chernozhukov, C. Hansen: "High-Dimensional Methods and Inference on Structural and Treatment Effects," *Journal of Economic Perspectives*, 28 (2), Spring 2014, 29-50. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.28.2.29>
- *Burke, M., Driscoll, A., Lobell, D. B., & Ermon, S. (2021). Using satellite imagery to understand and promote sustainable development. *Science*, 371(6535).
- Chernozhukov, Victor, et al. "Double machine learning for treatment and causal parameters." arXiv preprint arXiv:1608.00060 (2016). <https://arxiv.org/pdf/1608.00060.pdf>
- *Chernozhukov, V., Demirer, M., Duflo, E., & Fernandez-Val, I. (2018). Generic machine learning inference on heterogeneous treatment effects in randomized experiments, with an application to immunization in India (No. w24678). National Bureau of Economic Research.
- *Comola, M., & Prina, S. (2021). Treatment effect accounting for network changes. *The Review of Economics and Statistics*, 103(3), 597-604.
- Blumenstock, J., Cadamuro, G., & On, R. (2015). Predicting poverty and wealth from mobile phone metadata. *Science*, 350(6264), 1073-1076.
- Breiman, L. (2003). Statistical modeling: The two cultures. *Quality control and applied statistics*, 48(1), 81-82.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- *Bajari, P., Nekipelov, D., Ryan, S. P., & Yang, M. (2015). Machine learning methods for demand estimation. *The American Economic Review*, 105(5), 481-485.
- Calude, C. S., & Longo, G. (2016). The Deluge of Spurious Correlations in Big Data. *Foundations of Science*, 1-18.
- Caruso, G., Scartascini, C., & Tommasi, M. (2015). Are we all playing the same game? The economic effects of constitutions depend on the degree of institutionalization. *European Journal of Political Economy*, 38, 212-228.
- Caruso, G., Sosa-Escudero, W., & Svarc, M. (2015). Deprivation and the dimensionality of welfare: a variable-selection cluster-analysis approach. *Review of Income and Wealth*, 61(4), 702-722.
- Cavallo, A. (2013). Online and official price indexes: measuring Argentina's inflation. *Journal of Monetary Economics*, 60(2), 152-165.
- Cavallo, A. (2015). *Scraped data and sticky prices* (No. w21490). National Bureau of Economic Research.
- ♦Cavallo, A. "Are Online and Offline Prices Similar? Evidence from Multi-Channel Retailers" *American Economic Review*- January 2017 - Vol 107 (1). 283-303. http://www.mit.edu/~afc/papers/Cavallo_Online_Offline.pdf
- De Mol, C., Giannone, D. & Reichlin, L. (2008). "Forecasting using a large number of predictors: Is Bayesian shrinkage a valid alternative to principal components?", *Journal of Econometrics*, Elsevier, vol. 146(2), pages 318-328.
- Einav, L., Knoepfle, D., Levin, J., & Sundaresan, N. (2014). Sales taxes and internet commerce. *The American Economic Review*, 104(1), 1-26.

- *Emerick, K., de Janvry, A., Sadoulet, E., & Dar, M. H. (2016). Technological innovations, downside risk, and the modernization of agriculture. *American Economic Review*, 106(6), 1537-61.
- Gilchrist, D.S. & Sands, E. G. (2016). "Something to Talk About: Social Spillovers in Movie Consumption", *Journal of Political Economy*. vol. 24(105), pp. 1339-1382.
- Ginsberg, Jeremy; Mohebbi, Matthew H.; Patel, Rajan S.; Brammer, Lynnette; Smolinski, Mark S.; Brilliant, Larry (19 February 2009). "Detecting influenza epidemics using search engine query data". *Nature*. 457 (7232): 1012–1014.
- Guvenen, F., Kaplan, G., & Song, J. (2014). How risky are recessions for top earners?. *The American Economic Review*, 104(5), 148-153.
- ♦Henderson, J. V., A. Storeygard, and D. N. Weil. A Bright Idea for Measuring Economic Growth. *The American Economic Review* 101.3 (2011): 194-199.
- *Hendricks, N. P., Smith, A., & Sumner, D. A. (2014). Crop supply dynamics and the illusion of partial adjustment. *American Journal of Agricultural Economics*, 96(5), 1469-1491.
- Kirkpatrick, J., Pascanu, R., Rabinowitz, N., Veness, J., Desjardins, G., Rusu, A. A., Milan, K., Quan, J., Ramalho, T., Grabska-Barwinska, A., Hassabis, D., Clopath, C., Kumaran, D. & Hadsell, R. (2017). "Overcoming catastrophic forgetting in neural networks", *PNAS*, vol. 114(13), pp. 3521-3526.
- † Lambert, K. J., & Fegley, T. (2023). Economic Calculation in Light of Advances in Big Data and Artificial Intelligence. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 206, 243–250. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2022.12.009>
- Leak, A. & Lansley, G. (2018). "Geotemporal Twitter Demographics", *Consumer Data Research*, capítulo 11, UCL Press.
- Linden, A. & Yarnold, P. R. (2016). "Combining machine learning and matching techniques to improve causal inference in program evaluation", *J Eval Clin Pract.*, vol. 22(6), pp.:864-870.
- *Lusk, J. L. (2017). Consumer research with big data: applications from the food demand survey (FooDS). *American Journal of Agricultural Economics*, 99(2), 303-320.
- Mittal, M., Mohan, L. & Hemanth, J. (2018). "Monitoring the Impact of Economic Crisis on Crime in India Using Machine Learning", *Computational Economics*, pp. 1-19.
- *Mullally, C., Rivas, M., & McArthur, T. (2021). Using Machine Learning to Estimate the Heterogeneous Effects of Livestock Transfers. *American Journal of Agricultural Economics*
- Nickerson, D., & Rogers, T. (2014). "Political Campaigns and Big Data", *Journal of Economic Perspectives*, vol. 28(2), pp. 51-74.
- Keely, L. C., & Tan, C. M. (2008). Understanding preferences for income redistribution. *Journal of Public Economics*, 92(5), 944-961.
- Kleinberg, J., Ludwig, J., Mullainathan, S., & Obermeyer, Z. (2015). Prediction policy problems. *The American Economic Review*, 105(5), 491-495.
- Kreiner, C. T., Leth-Petersen, S., & Skov, P. E. (2014). Year-end tax planning of top management: Evidence from high-frequency payroll data. *The American Economic Review*, 104(5), 154-158.

Radinsky, K., Davidovich, S. & Markovitch, S. (2012). "Learning causality for news events prediction".

*Shao, Y., Xiong, T., Li, M., Hayes, D., Zhang, W., & Xie, W. (2021). China's Missing Pigs: Correcting China's Hog Inventory Data Using a Machine Learning Approach. *American Journal of Agricultural Economics*, 103(3), 1082-1098.

Wager, S., & Athey, S. (2015). Estimation and inference of heterogeneous treatment effects using random forests. *arXiv preprint arXiv:1510.04342*.

SURVEYS, CAPÍTULOS, ARTICULOS DE CONFERENCIAS O DIVULGACIÓN

*Ahmed, W., Bath, P. A., Sbaffi, L., & Demartini, G. (2018). Moral panic through the lens of Twitter: An analysis of infectious disease outbreaks. In *Proceedings of the 9th International Conference on Social Media and Society* (pp. 217-221).

Anderson, C. (2008). The end of theory. *Wired magazine*, 16(7), 16-07.

Aromí, D. (2016) Sobre árboles, bosques aleatorios y crisis de deuda soberana. *Alquimias Económicas Blog*.

Athey, S. (2017). Beyond prediction: Using big data for policy problems. *Science*, 355(6324), 483- 485.
<http://science.sciencemag.org/content/sci/355/6324/483.full.pdf>

Athey, S., and Imbens, G. W. (2017). The state of applied econometrics: Causality and policy evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 3-32.

Attavanich, W., McCarl, B. A., & Bessler, D. (2011). The effect of H1N1 (Swine Flu) media coverage on agricultural commodity markets. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 33(2), 241–259.

Biuk-Aghai, R. P., Kou, W. T., & Fong, S. (2016, May). Big data analytics for transportation: Problems and prospects for its application in China. In *2016 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)* (pp. 173- 178). IEEE.

Booth, Adrian; Mohr, Niko y Peters, Peter (2016) "The Digital utility: New opportunities and challenges".

♦Cavallo, A., & Rigobon, R. (2016). The Billion Prices Project: Using online prices for measurement and research. *The Journal of Economic Perspectives*, 30(2), 151-178.

Calude, C. S., and Longo, G. (2016). The Deluge of Spurious Correlations in Big Data. *Foundations of Science*, 1-18.

♦Donaldson, D., & Storeygard, A. (2016). The view from above: Applications of satellite data in economics. *Journal of Economic Perspectives*, 30(4), 171-98.

Einav, L., & Levin, J. D. (2013). *The data revolution and economic analysis* (No. w19035). National Bureau of Economic Research.

Einav, L., & Levin, J. (2014). Economics in the age of big data. *Science*, 346(6210), 1243089.

Fan, J. (2013). Features of big data and sparsest solution in high confidence set. *Past, present, and future of statistical science*, 507-523.

- Garbero, M. N. (2020). Big data. Breve manual para conocer la ciencia de datos que ya invadió nuestras vidas: Walter Sosa Escudero. *Cuyonomics. Investigaciones En Economía Regional*, 4(6), 83–89 p.
<https://revistas.uncu.edu.ar/ojs3/index.php/cuyonomics/article/view/4327>
- Glaeser, E. L., Hillis, A., Kominers, S. D., & Luca, M. (2016). Crowdsourcing city government: Using tournaments to improve inspection accuracy. *American Economic Review*, 106(5), 114-118.
- Grimmer, J. (2015). We are all social scientists now: How big data, machine learning, and causal inference work together. *PS: Political Science & Politics*, 48(1), 80-83.
- Hamermesh, D. S. (2013). Six decades of top economics publishing: Who and how?. *Journal of Economic Literature*, 51(1), 162-172.
- Heffetz, O., & Ligett, K. (2014). Privacy and data-based research. *The Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 75-98.
- Hersh, J.; Harding, M. (2018): Big Data in economics, IZA World of Labor, ISSN 2054-9571, Institute of Labor Economics (IZA), Bonn, Iss. 451, <http://dx.doi.org/10.15185/izawol.451>.
- Jeske, M., Grüner, M., & Weiß, F. (2013). BIG DATA IN LOGISTICS: A DHL perspective on how to move beyond the hype. *DHL Customer Solutions & Innovation*, 12.
- Lane, J. (2016). BIG DATA FOR PUBLIC POLICY: THE QUADRUPLE HELIX. *Journal of Policy Analysis and Management*, 35(3), 708-715.
- Lazer, D., Kennedy, R., King, G., & Vespignani, A. (2014). The parable of Google flu: traps in big data analysis. *Science*, 343(6176), 1203-1205.
- Lazer, W. & Kennedy, R.. (2015). What We Can Learn From the Epic Failure of Google Flu Trends, *Wired*, 10.01.15.
- Lohr, Steve. (2014) Google Flu Trends: The Limits of Big Data. *The New York Times*.
- Manyika, J., Lund, S., Bughin, J., Woetzel, J., Stamenov, K., Dhingra, D., ... & Al-Jaghoub, S. (2016).
- Manyika, J., Lund, S., & Bughin, J. (2016). *Digital Globalization: The New Era Global Flows*. McKinsey Global Institute.
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data. The management revolution. *Harvard Bus Rev*, 90(10), 61-67.
- Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: an applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87-106. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.31.2.87>
- NewVantage Partners (2016) *Big Data Executive Survey 2016. An Update on the Adoption of Big Data in the Fortune 1000*.
- Riggins, F. J., & Wamba, S. F. (2015, January). Research directions on the adoption, usage, and impact of the internet of things through the use of big data analytics. In *System Sciences (HICSS), 2015 48th Hawaii International Conference on* (pp. 1531-1540). IEEE.
- Sejnowski, T. J., Churchland, P. S., & Movshon, J. A. (2014). Putting big data to good use in neuroscience. *Nature neuroscience*, 17(11), 1440-1441.

Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2013). *Business Intelligence: A Managerial Perspective on Analytics*. Prentice Hall Press.

Sosa Escudero, W. (2014). Big data: otra vez arroz?, Diario Clarin, 6/4/2014.

Sosa Escudero, W. (2016). Al infinito y más allá: Funes, Borges y big data, Diario La Nacion, 12/6/2016.

† Sosa Escudero, W. (2017). Big data y aprendizaje automatico: Ideas y desafios para economistas, mimeo.

Sosa Escudero, W., Anauati, V y Brau, W. (2022), Poverty and inequality studies with machine learning, en Matyas, L. y Chen, F., *Econometrics with Machine Learning*, Springer, New York

Storm, H., Baylis, K., & Heckelei, T. (2019). Machine learning in agricultural and applied economics. *European Review of Agricultural Economics*. URL: <https://doi.org/10.1093/erae/jbz033>.

Taylor, L., Schroeder, R., & Meyer, E. (2014). Emerging practices and perspectives on Big Data analysis in economics: Bigger and better or more of the same?. *Big Data & Society*, 1(2), 2053951714536877.

Varian, H. R. (2014). Big data: New tricks for econometrics. *The Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3-27.

Varian, H. R. (2016). Causal inference in economics and marketing. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(27), 7310-7315.

VIDEOS

Susan Athey, Guido Imbens and NBER Organizers. Summer Institute 2015 Methods Lectures, July 18, 2015, http://www.nber.org/econometrics_minicourse_2015/

Hal R. Varian, Susan Athey and Larry Wasserman and University of Chicago Organizers. "How Big Data is Changing Economies" April 10, 2015, <https://bfi.uchicago.edu/events/how-big-data-changing-economies>

World Economic Forum. Imagine you could measure supply and demand from space. Satellite imagery is being used to help track poverty. <https://www.facebook.com/worldeconomicforum/videos/10153680368831479/>

Tim Harford, The Big Data Trap <https://www.youtube.com/watch?v=0cizsKDn3TI> Phil Evans, How data will transform business

https://www.ted.com/talks/philip_evans_how_data_will_transform_business?language=es

APLICACIONES

Estimación del valor de una propiedad <http://www.properati.com.ar/tools/valuator?layout=apertura>