

## 1. Objetivo

El propósito del curso es familiarizar al estudiante con los conceptos, métodos y algoritmos necesarios para entender las principales herramientas del análisis macroeconómico. Así, el objetivo específico consiste en hacer una introducción a los principales métodos de análisis de datos para macroeconomía en un contexto sin estructura microfundada (vectores autorregresivos) y con estructura de equilibrio general.

## 2. Contenidos

### 2.1. Teórico práctico

#### 1. Breve introducción a la inferencia bayesiana

El enfoque bayesiano es, hoy por hoy, el método de estimación preferido para el análisis estadístico en macroeconomía. Por lo tanto, en este apartado se revisan los principios y filosofía de este enfoque. Asimismo, se presentan los aspectos técnicos que motivan el resto del contenido del curso.

Referencias: [Herbst y Schorfheide \(2016, cap. 3\)](#) y [Robert \(2007, cap. 1\)](#).

#### 2. Simulación de Monte Carlo

Un paso intermedio importante del enfoque bayesiano consiste en simular funciones de distribución. Por lo general, estas funciones de distribución son multivariadas y no se suelen incluir en paquetes computacionales estadísticos. El propósito final de este apartado es revisar dos metodologías generales de simulación frecuentemente utilizadas: *gibbs sampling* y *Metropolis-Hasting*.

Referencias: [Kim y Nelson \(1999, cap. 7\)](#), [Huynh et al. \(2011, cap. 5\)](#), [Chib y Greenberg \(1995\)](#), [Geman y Geman \(1984\)](#), [Gelfand \(2000\)](#) y [Metropolis et al. \(1953\)](#).

#### 3. Regresión lineal bayesiana.

Antes de revisar aplicaciones complejas se presentan detalles de la extensión del modelo lineal general al enfoque bayesiano.

Referencias: [Koop \(2003\)](#) y [Chan et al. \(2019\)](#).

#### 4. Vectores autorregresivos bayesianos.

En este apartado se revisa una aplicación en un contexto sin estructura microfundada. Para ello, se hace una introducción al análisis de vectores autoregresivos desde un enfoque bayesiano. En este segmento se estudiará: Tipos de prior, especificación del prior, estimación y proyección.

Referencias: [Karlsson \(2013, secciones 2, 3 y 4\)](#), [Lütkepohl \(2005, capítulos 2, 3 y 5\)](#), [Tsay \(2005, cap. 2\)](#), [Christiano et al. \(2005\)](#), [Bańbura et al. \(2010\)](#), [Antolín-Díaz y Rubio-Ramírez \(2018\)](#), [Arias et al. \(2018\)](#), [Giannone et al. \(2015\)](#), [Doan et al. \(1984\)](#), [Litterman \(1986\)](#), [Sims \(1993\)](#), [Brave et al. \(2019\)](#), [Canova \(2007\)](#), [Clark \(2011\)](#), [Clark y McCracken \(2010\)](#), [Cogley y Sargent \(2005\)](#), [D'Agostino et al. \(2013\)](#), [Dieppe et al. \(2016\)](#), [Liu et al. \(2020a\)](#), [Liu et al. \(2020b\)](#), [Primiceri \(2005\)](#), [Primiceri y Tambalotti \(2020\)](#) y [Schorfheide y Song \(2015\)](#).

#### 5. Modelos en el espacio de estados.

Casi todos los modelos de series de tiempo se pueden escribir como una representación de espacio de los estados, lo que facilita el cálculo de la verosimilitud. Así, como segunda aplicación del enfoque bayesiano, se revisan los conceptos asociados, se describe el filtro de Kalman y se presenta una introducción al filtro en entornos no lineales.

Referencias: [Durbin y Koopman \(2012\)](#), [Kim y Nelson \(1999, cap. 3\)](#), [Oh y Zivot \(2006\)](#) y [Herbst y Schorfheide \(2016, cap. 8\)](#), [Stock y Watson \(1988\)](#), [Stock y Watson \(2016\)](#), [Oh y Zivot \(2006\)](#) y [Herbst y Schorfheide \(2019\)](#).

---

<sup>1</sup>Correo: [alan.ledesma@bcrp.gob.pe](mailto:alan.ledesma@bcrp.gob.pe)

<sup>2</sup>Correo: [piero.garcia@bcrp.gob.pe](mailto:piero.garcia@bcrp.gob.pe)

<sup>3</sup>Correo: [samantha.picoy@bcrp.gob.pe](mailto:samantha.picoy@bcrp.gob.pe)

## 6. Estimación de modelos de equilibrio general dinámicos estocásticos.

Finalmente, la aplicación central. En esta sección se revisan los pormenores de una estimación completa de un modelo macroeconómico microfundado. Asimismo, se discuten cuestiones técnicas como la conexión de un DSGE a los datos y dificultades recurrentes en la estimación.

Referencias: [Herbst y Schorfheide \(2016, cap. 2, 4, 6, 7 y 8\)](#), [Fernández-Villaverde y Guerrón-Quintana \(2021\)](#) y [Cai et al. \(2021\)](#).

## 2.2. Práctico

1. Introducción a *Python*.
2. Ejemplos simples en *Python*: *importance sampling*, *gibbs sampling* y *Metropolis-Hasting*.
3. Detalles sobre BVAR en *Python*.
4. Detalles sobre filtros de Kalman en *Python*.
5. Consultas sobre trabajos.

## 3. Evaluación

- **Tareas**, 25 % cada una.
- **Plazo con bonificación**: Preguntas entregadas antes de las 8PM del mismo día en que se asignan las tareas tienen una bonificación de 10 %.
- **Plazo final** para todas las tareas: 10:00AM del lunes 29 de enero.

## 4. Cronograma

De	A	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Lunes
09:00	09:55		Lineal bayesiano	BVAR	KF	DSGE	Examen
09:55	10:05						
10:05	11:00		Lineal bayesiano + Aprendizaje	BVAR	KF	DSGE	
11:00	11:10						
11:10	12:00		Aprendizaje	BVAR	KF	DSGE	
12:00	14:00						
14:00	14:55	Introducción	Descripción códigos	Descripción códigos	Descripción códigos	Descripción códigos	
14:55	15:05						
15:05	16:00	Simulación	Descripción códigos	Descripción códigos	Descripción códigos	Descripción códigos	
16:00	16:10						
16:10	17:00	Intro a Python	Ev. I	Ev II.	Ev III.	Ev. IV	

### Leyenda

Verde:  
libre/descansos

Celeste:  
Teórico/práctico  
(Alan Ledesma)

Oro: práctico  
(Flavio Abanto &  
Rafael Velarde)

## Bibliografía

- Antolín-Díaz, J. y Rubio-Ramírez, J. F. (2018). Narrative sign restrictions for svars. *American Economic Review*, 108(10):2802–29.
- Arias, J. E., Rubio-Ramírez, J. F., y Waggoner, D. F. (2018). Inference based on structural vector autoregressions identified with sign and zero restrictions: Theory and applications. *Econometrica*, 86(2):685–720.
- Bañbura, M., Giannone, D., y Reichlin, L. (2010). Large Bayesian vector auto regressions. *Journal of Applied Econometrics*, 25(1):71–92.
- Brave, S. A., Butters, R. A., y Justiniano, A. (2019). Forecasting economic activity with mixed frequency bvars. *International Journal of Forecasting*, 35(4):1692–1707.
- Cai, M., Del Negro, M., Herbst, E., Matlin, E., Sarfati, R., y Schorfheide, F. (2021). Online estimation of dsge models. *The Econometrics Journal*, 24(1):C33–C58.
- Canova, F. (2007). G-7 inflation forecasts: Random walk, phillips curve or what else? *Macroeconomic Dynamics*, 11(1):1–30.
- Chan, J., Koop, G., Poirier, D. J., y Tobias, J. (2019). Bayesian econometric methods. Technical report, Cambridge University Press.
- Chib, S. y Greenberg, E. (1995). Understanding the metropolis-hastings algorithm. *The American Statistician*, 49(4):327–335.
- Christiano, L. J., Eichenbaum, M., y Evans, C. L. (2005). Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy. *Journal of Political Economy*, 113(1):1–45.
- Clark, T. E. (2011). Real-time density forecasts from bayesian vector autoregressions with stochastic volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(3):327–341.
- Clark, T. E. y McCracken, M. W. (2010). Averaging forecasts from vars with uncertain instabilities. *Journal of Applied Econometrics*, 25(1):5–29.
- Cogley, T. y Sargent, T. J. (2005). Drifts and volatilities: monetary policies and outcomes in the post wwii us. *Review of Economic dynamics*, 8(2):262–302.
- D’Agostino, A., Gambetti, L., y Giannone, D. (2013). Macroeconomic forecasting and structural change. *Journal of applied econometrics*, 28(1):82–101.
- Dieppe, A., Legrand, R., y Van Roye, B. (2016). The bear toolbox.
- Doan, T., Litterman, R., y Sims, C. (1984). Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric reviews*, 3(1):1–100.
- Durbin, J. y Koopman, S. J. (2012). *Time Series Analysis by State Space Methods*. Oxford University Press, segunda edición.
- Fernández-Villaverde, J. y Guerrón-Quintana, P. A. (2021). Estimating dsge models: Recent advances and future challenges. *Annual Review of Economics*, 13.
- Gelfand, A. E. (2000). Gibbs sampling. *Journal of the American statistical Association*, 95(452):1300–1304.
- Geman, S. y Geman, D. (1984). Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (6):721–741.
- Giannone, D., Lenza, M., y Primiceri, G. E. (2015). Prior selection for vector autoregressions. *Review of Economics and Statistics*, 97(2):436–451.
- Herbst, E. y Schorfheide, F. (2019). Tempered particle filtering. *Journal of Econometrics*, 210(1):26–44.
- Herbst, E. P. y Schorfheide, F. (2016). *Bayesian estimation of DSGE models*. Princeton University Press.
- Huynh, H. T., Lai, V. S., y Soumaré, I. (2011). *Stochastic Simulation and Applications in Finance with MATLAB Programs*. John Wiley & Sons.

- Karlsson, S. (2013). Forecasting with Bayesian Vector Autoregression. En Elliott, G., Granger, C., y Timmermann, A., editores, *Handbook of Economic Forecasting*, volumen 2 de *Handbook of Economic Forecasting*, capítulo 15, pp. 791–897. Elsevier.
- Kim, C.-J. y Nelson, C. R. (1999). *State-Space Models with Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications*. The MIT press.
- Koop, G. (2003). *Bayesian econometrics*. John Wiley & Sons.
- Koop, G. (2017). Bayesian methods for empirical macroeconomics with big data. *Review of Economic Analysis*, 9(1):33–56.
- Korobilis, D. (2013). Hierarchical shrinkage priors for dynamic regressions with many predictors. *International Journal of Forecasting*, 29(1):43–59.
- Litterman, R. B. (1986). Forecasting with bayesian vector autoregressions? five years of experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, 4(1):25–38.
- Liu, L., Moon, H. R., y Schorfheide, F. (2020a). Forecasting with dynamic panel data models. *Econometrica*, 88(1):171–201.
- Liu, L., Moon, H. R., y Schorfheide, F. (2020b). Panel forecasts of country-level covid-19 infectionsliu.
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., y Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6):1087–1092.
- Oh, K. H. y Zivot, E. (2006). The Clark Model with Correlated Components. Working Papers UWEC-2006-06, University of Washington, Department of Economics.
- Primiceri, G. E. (2005). Time varying structural vector autoregressions and monetary policy. *The Review of Economic Studies*, 72(3):821–852.
- Primiceri, G. E. y Tambalotti, A. (2020). Macroeconomic forecasting in the time of covid-19. *Manuscript, Northwestern University*.
- Robert, C. P. (2007). *The Bayesian choice: from decision-theoretic foundations to computational implementation*. Springer, segunda edición.
- Schorfheide, F. y Song, D. (2015). Real-time forecasting with a mixed-frequency var. *Journal of Business & Economic Statistics*, 33(3):366–380.
- Sims, C. A. (1993). A nine-variable probabilistic macroeconomic forecasting model. En *Business cycles, indicators, and forecasting*, pp. 179–212. University of Chicago press.
- Stock, J. H. y Watson, M. W. (1988). A probability model of the coincident economic indicators.
- Stock, J. H. y Watson, M. W. (2016). Dynamic factor models, factor-augmented vector autoregressions, and structural vector autoregressions in macroeconomics. En *Handbook of macroeconomics*, volumen 2, pp. 415–525. Elsevier.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of financial time series*, volumen 543. John wiley & sons.