



Generalitat de Catalunya
Institut d'Estadística de Catalunya

Métodos de nowcasting para la economía catalana

Mònica Gasulla, Idescat

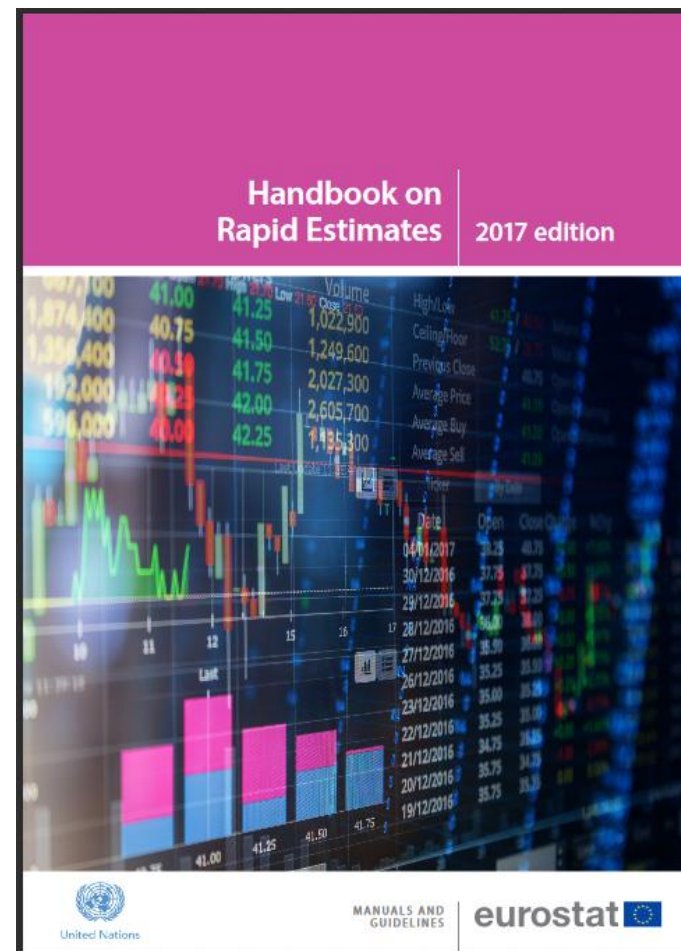
5 de setiembre de 2019

- 1. PIB en tiempo real (nowcasting)**
 - 1.1 Introducción**
 - 1.2 Tratamiento de datos**
 - 1.3 Selección de indicadores y análisis preliminar**
 - 1.4 Estimación de Modelos Factoriales Dinámicos (DFM)**
 - 1.5 Generación de predicciones**
 - 1.6 Combinación de predicciones**
- 2. Herramientas para el nowcasting**
- 3. Resultados: ejemplos**
- 4. Bibliografía y direcciones de interés**

1.1 Introducción

Estimaciones NOWCASTING:

- Un Nowcast es una estimación en tiempo real de **la evolución** de una variable tanto **antes como después** de finalizar el trimestre de referencia.
- Se obtienen a partir de un conjunto de información incompleta formado por una mezcla de datos **cualitativos** y **cuantitativos**.
- Se basan en **métodos estadísticos** específicos que optimizan el uso de la información disponible.
- No permiten obtener una serie temporal sino una estimación específica para un **trimestre determinado**.



1.1 Introducción

Estimaciones NOWCASTING:

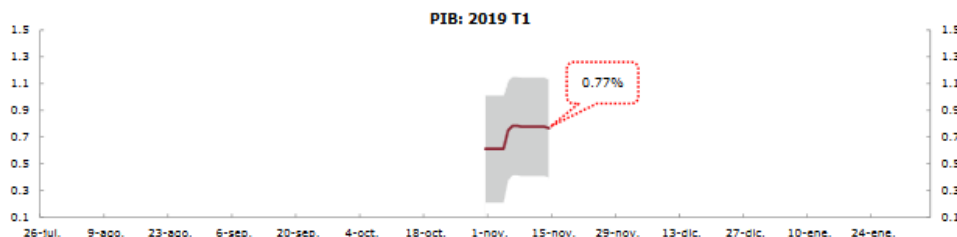
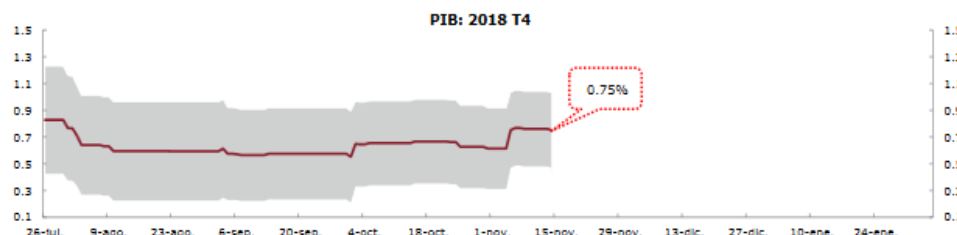
AIReF – MIPred (Modelo Integrado de Predicciones)

Evolución de la Predicción del PIB en tiempo real

Período: 2018:TIV y 2019:T1

Datos de volumen CVEC⁽¹⁾ y Tasa intertrimestral

14 de noviembre de 2018



(1) Corregidos de variaciones estacionales y calendario

Fuente: AIReF

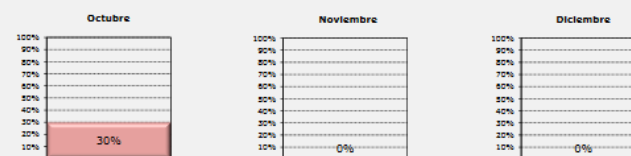
Se ha actualizado la previsión con la información de los siguientes indicadores:

Indicador		Período
VGE	Grandes empresas. Ventas totales deflacionadas	septiembre
RBT	Grandes empresas. Retribución bruta deflacionada	septiembre

Próximos indicadores:

Fecha	Indicador	Período
21-nov.	IMPB	septiembre
3-dic.	ELE	noviembre
3-dic.	FIN	octubre
4-dic.	AFI	noviembre
5-dic.	PMIS	noviembre

Proporción de los indicadores observados en el trimestre:

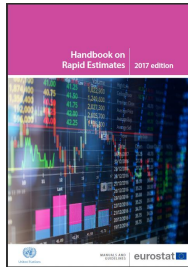


<http://www.airef.es/es/datalab/previsiones-del-pib-en-tiempo-real/>

1.1 Introducció

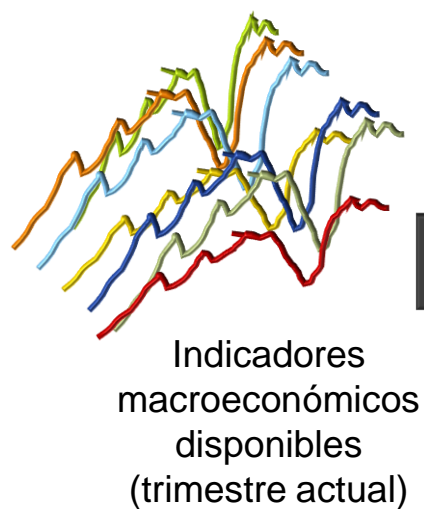
Eurostat ha elaborado un inventario **de modelos y métodos para el nowcasting**:

Bridge models Ordinary least squares (OLS) Autoregressive Distributed Lags Model (ADL) Error Correction Model (ECM) Regression with ARIMA errors (RegARIMA) ARMA models with exogenous inputs (ARMAx) Transfer function models (TFM)	Mixed-frequency methods Bridge regression Mixed-frequency VAR (MF-VAR) Bavesian mixed-frequency VAR (MF-BVAR) Mixed-frequency factor models (MF-FM) Mixed data sampling models (MIDAS)
Multivariate models Vector autoregressive models (VAR) Vector Error Correction Models (VECM) Global VAR (GVAR) Bayesian VAR (BVAR)	
Factor models Static Factor Models (SFM) Dynamic Factor Models (DFM)	

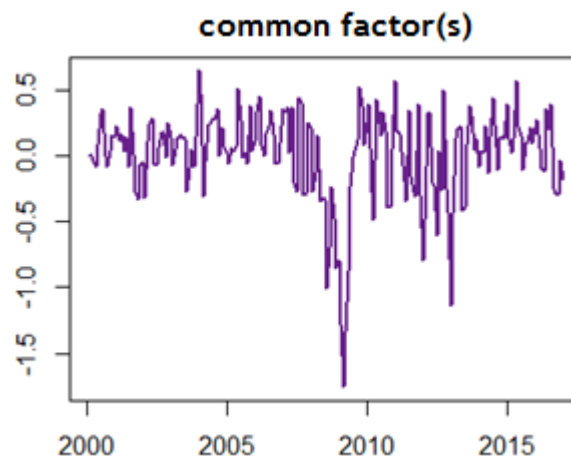


Idescat, a partir de la experiència de las Reservas Federales de Atlanta y de Nueva York y de la AIReF en España, **ha optado por desarrollar la metodología DFM** dada su solidez, consistencia y capacidad predictiva.

1.1 Introducción



**MODELO
FACTORIAL**

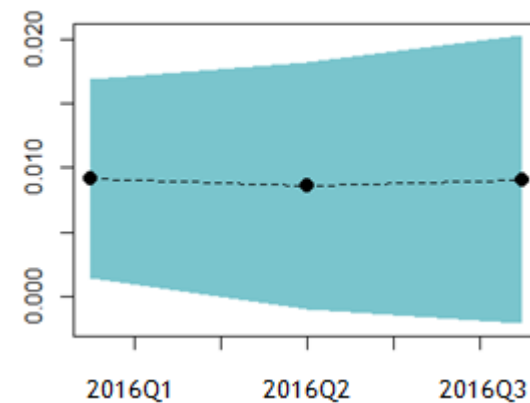


BRIDGE

GDP (growth rates)

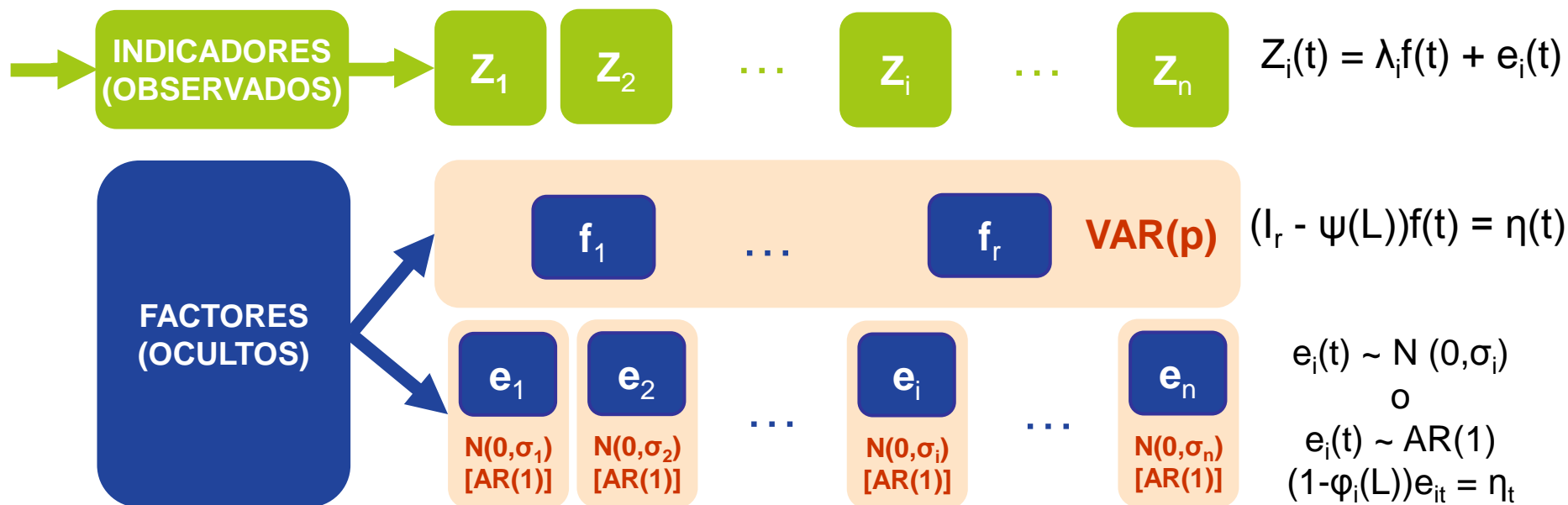


GDPgr: nowcast and forecasts



1.1 Introducció

Modelos factoriales: dado un período t , $t=1, \dots, T$, el valor del indicador estacionario $Z_i(t)$ se obtiene como combinación lineal de un conjunto de factores comunes $(f_1(t), \dots, f_r(t))$ distribuidos según un VAR(p) y un término idiosincrásico e_{it} generado por un ruido blanco o un proceso AR(1)

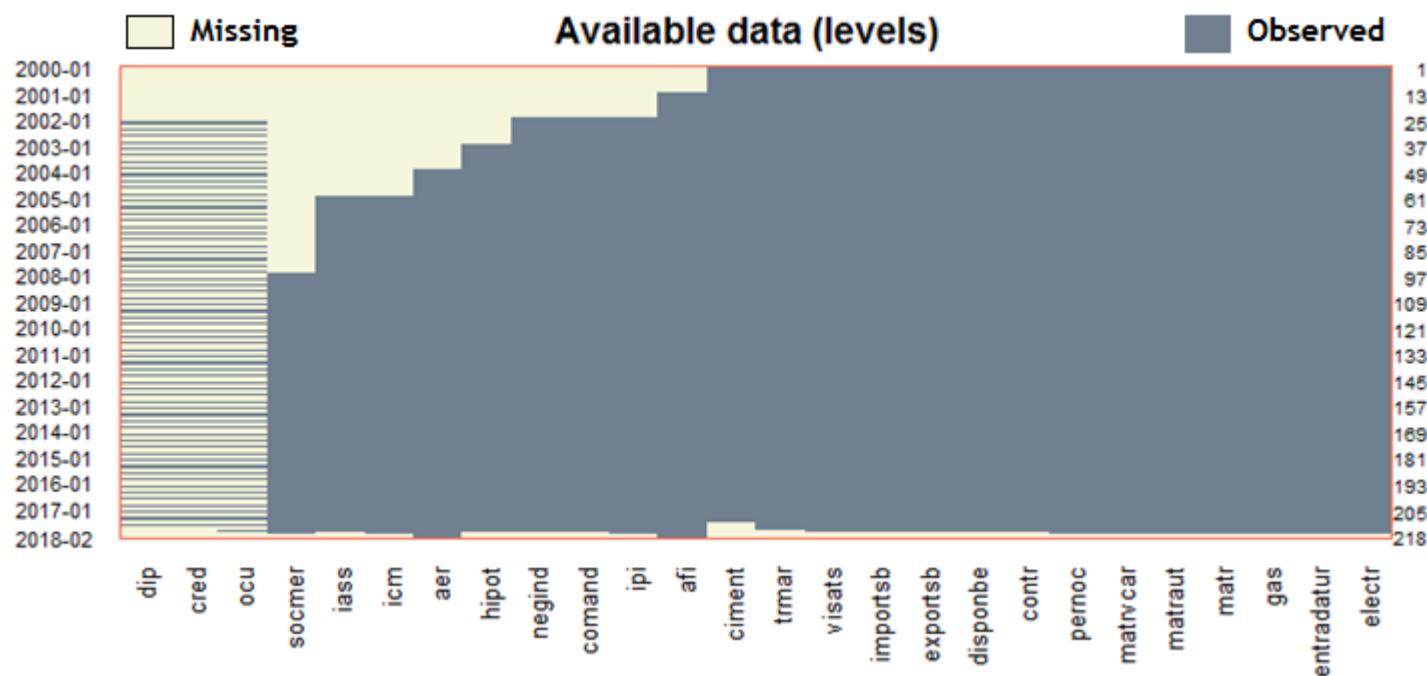


Modelo (uni)factorial: $Z_{it} = \lambda_i f_t + e_{it} \quad i=1, \dots, n \quad t=1, \dots, T$
Estático $f \sim AR(p) \quad e_i \sim AR(1)$

1.1 Introducció

En la pràctica, el reto de estimar el modelo factorial radica en la falta de estacionariedad y, sobre todo, en la naturaleza heterogénea de los indicadores:

- ❑ Diferencias en las fechas de inicio
- ❑ Diferencias en los calendarios de publicación
- ❑ Frecuencias mixtas



1.1 Introducción

ALGORITMO EM*: adecuado para la estimación de variables latentes con datos faltantes

- Dataset completo de indicadores mensuales estacionarios (tasas MoM)
- Estimación inicial de factores mediante un modelo factorial clásico
- Estimación inicial de la verosimilitud

M step

Imputación de datos mediante regresiones factores-indicador

Estimación de los parámetros estáticos y dinámicos del modelo

E step

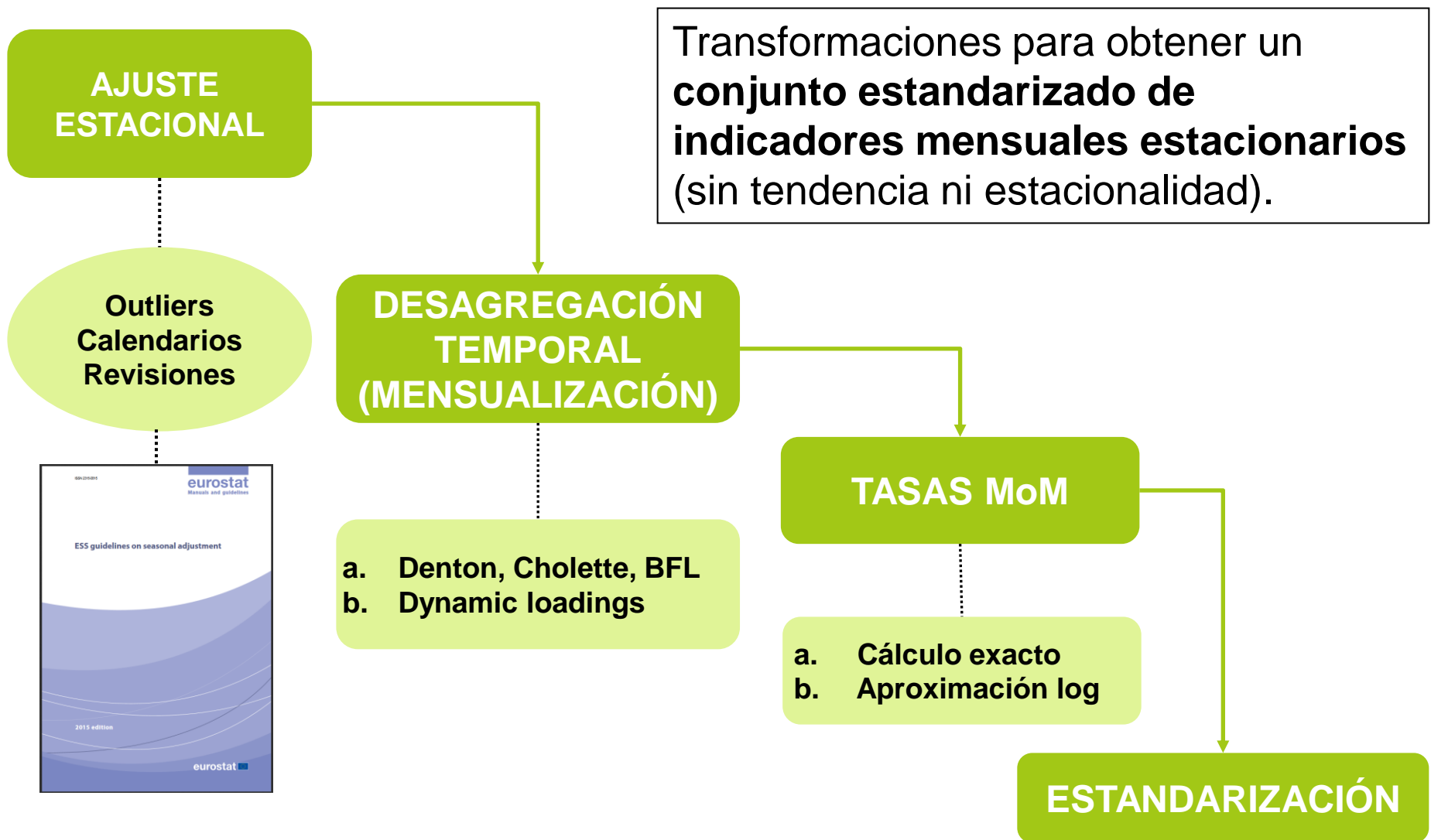
Formulación del modelo en un espacio de estados
Filtro y suavizado de Kalman:

- Estimación de factores y generación de predicciones
- Evaluación de la verosimilitud

ITERACIÓN HASTA ESTABILIZAR VEROSIMILITUD

* *Expectation-Maximization*

1.2 Tratamiento de datos



1.3 Selección de indicadores y análisis preliminar

Establecimiento de **criterios y parámetros** que pueden ser evaluados **antes** del algoritmo de estimación.

SELECCIÓN DE INDICADORES

Correlaciones MoM, QoQ i YoY
Capacidad predictiva

IMPUTACIÓN VALORES

- a. Constantes: 0's, medias
- b. Modelos ARIMA
- c. Regresión ACP regularizada

DETERMINACIÓN Nº FACTORES

Criterios visuales
Criterios cuantitativos

DATASET INICIAL

- a. Original
- b. Longitudinal
- c. Transversal
- d. Mixto

DETERMINACIÓN ORDEN VAR (p)

Inspección correlograma
Criterios BIC, AICC,..

1.4 Estimación de Modelos Factoriales Dinàmicos

Establecimiento de **criterios y parámetros** que sólo pueden ser evaluados **tras la ejecución** del algoritmo de estimación.

TÉRMINOS IDIOSINCRÀSICOS (RESIDUOS)

- a. $N(0, \sigma_i)$ independientes
- b. AR(1) independientes

MODELO FACTORIAL

- a. PCA
- b. ML

- 1. OLS
- 2. WLS
- 3. GLS

TRIMESTRALITZACIÓN FACTOR

- a. Mariano-Murasawa
- b. Medias trimestrales

1.4 Estimación de Modelos Factoriales Dinàmicos

MODELO FACTORIAL DINÁMICO

$$Z_{it} = \lambda_i f_t + e_{it}$$
$$(I_r - \psi(L))f_t = \eta_t$$

$$(1 - \phi_i L) e_{it} = u_t$$

ESPACIO DE ESTADOS

$$Z_{it} = HX_t + W_t \quad \text{Eq de medida}$$
$$X_t = GX_{t-1} + V_t \quad \text{Eq de transición}$$

$$W_t \sim N(0, R) \quad V_t \sim N(0, Q)$$

FACTORES IDIOSINCRÁSICOS $N(0, \sigma^2)$

p estados

Matriz de transición $p \times p$

FACTORES IDIOSINCRÁSICOS $AR(1)$

$p+n$ estados

Matriz de transición $(p+n) \times (p+n)$

$$X_t = (f_t, f_{t-1}, \dots, f_{t-p+1})$$

$$W_t = (e_{1t}, e_{2t}, \dots, e_{nt})$$

$$H = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) = \Lambda = \text{matriz de cargas}$$

G = matriz basada en ψ

V_t = shocks del modelo VAR(p)

$$X_t = (f_t, f_{t-1}, \dots, f_{t-p+1}, e_1, e_2, \dots, e_n)$$

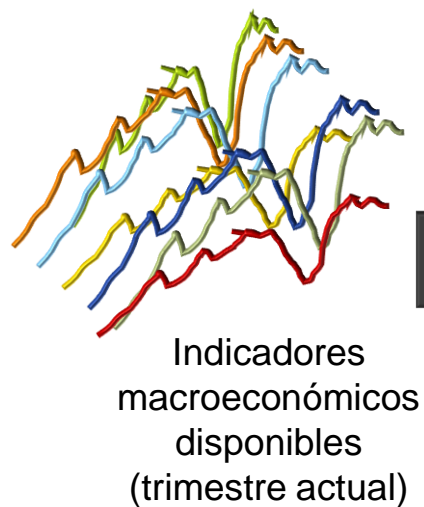
$$W_t = 0_n$$

$$H = (\Lambda \ 0_n \ I_n)$$

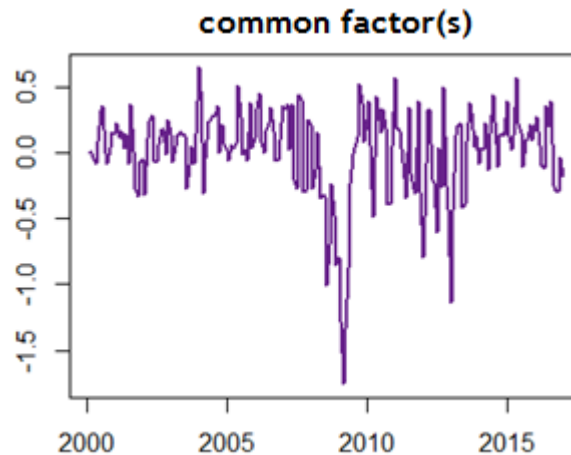
G = matriz basada en ψ y ϕ_i

V_t = shocks del VAR(p) y los AR(1)

1.5 Generación de predicciones (bridge)

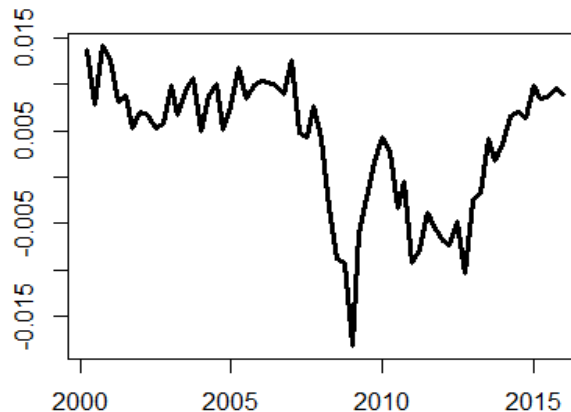


MODELO FACTORIAL

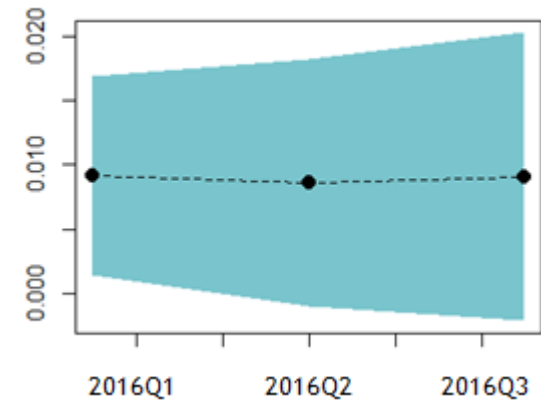


BRIDGE

GDP (growth rates)



GDPgr: nowcast and forecasts



PIB
(hasta trimestre anterior)

1.5 Generación de predicciones (bridge)

Aspectos **posteriores a la estimación** del modelo factorial, relacionados con el acoplamiento de las tasas QoQ del PIB y el factor trimestralizado.

CRITERIOS DE CALIDAD

Medidas de ajuste
Diagnósticos residuos
Estabilidad
Medidas de precisión

MODELOS PIB-FACTOR (BRIDGE)

- a. Integrado en el modelo factorial
- b. Reg-ARIMA
- c. Función de transferencia
- d. Reg-ARIMA con intervenciones
- e. Desagregación temporal
- f. ADL / VAR
- g. OLS

...

OBTENCIÓN DE PREVISIONES FINALS

- a. Selección del “mejor” modelo
- b. Combinación de nowcasts

1.6 Combinación de predicciones

COMBINACIÓN DE NOWCASTS

La estimación genera 12 predicciones en cada actualización del conjunto de indicadores, obtenidas mediante la ejecución de 4 modelos factoriales y 3 bridges.

Cuando no es fácil identificar un modelo óptimo, la agregación o combinación de predicciones permite generar un **único nowcast**. Para este proceso, se puede tener en cuenta la capacidad predictiva de los bridges en 1 año (expresada en términos del **RMSE = Error cuadrático medio de predicción**):

- Media y media recortada basada en los 4 modelos más predictivos
- Mediana
- Media ponderada por la capacidad predictiva, en valor o ranking

25-gen	OCU +								
					factor.model	gdp.model	2017Q4	2018Q1	RMSE
model	AICc	BIC.rARIMA	BIC.TSO	BIC.TFM	FM1	rARIMA	0.73	0.72	0.125
FM1	5735.1	21.6	1.8	19.8	FM1	TSO	0.72	0.62	0.117
FM2	4831.0	19.3	14.8	23.2	FM1	TFM	0.84	0.75	0.070
FM3	4486.7	16.4	8.7	36.2	FM2	rARIMA	0.81	0.85	0.137
FM4	4501.9	28.9	28.9	14.3	FM2	TSO	0.77	0.78	0.156
					FM2	TFM	0.84	0.88	0.061
method	2017Q4	2018Q1			FM3	rARIMA	0.78	0.87	0.182
mean	0.799	0.788			FM3	TSO	0.80	0.87	0.176
trmean.acc	0.790	0.776			FM3	TFM	0.80	0.85	0.074
median	0.807	0.775			FM4	rARIMA	0.85	0.75	0.359
wmean.rank	0.808	0.789			FM4	TSO	0.85	0.75	0.359
wmean.rmse	0.812	0.789			FM4	TFM	0.82	0.77	0.032

2. Herramientas para el nowcasting

Idescat ha desarrollado todo el proceso de nowcasting en **R**.

- **Descarga de datos:** paquetes RODBC, jsonlite y httr.
- **Ajuste estacional y procesamiento de indicadores:** extensiones propias de los paquetes RJDemetra, JDLight y otras R-interfaces de JDemetra+; tempdisagg para la desagregación temporal y missMDA para imputar valores faltantes.
- Suite de **modelos factoriales:** paquetes KFAS, MARSS, nowcasting, phtt y nlme.
- Suite de **modelos bridge:** paquetes forecast, TSO y extensiones propias de MTS y signal.



2. Herramientas para el nowcasting

Proceso periódico de carga y actualización de indicadores

Una única interfaz de acceso a datos remotos formada per un conjunto de conectores:

- Acceso a bases de datos externas (HTTP i JSON)
- Acceso a base de datos internas (ODBC)

PIB flashCAT20181113.xlsx

PIB flashCAT20181107.xlsx

PIB flashCAT20181108.xlsx

PIB flashCAT20181106.xlsx

PIB flashCAT20181105.xlsx

PIB flashCAT20181029.xlsx

PIB flashCAT20181026.xlsx

PIB flashCAT20181024.xlsx

PIB flashCAT20181002.xlsx

PIB flashCAT20180921.xlsx

PIB flashCAT20180904.xlsx

PIB flashCAT20180903.xlsx

PIB flashCAT20180828.xlsx

PIB flashCAT20180813.xlsx

PIB flashCAT20180719.xlsx

PIB flashCAT20180717.xlsx

PIB flashCAT20180713.xlsx

PIB flashCAT20180709.xlsx

PIB flashCAT20180627.xlsx

PIB flashCAT20180621.xlsx

PIB flashCAT20180617.xlsx

PIB flashCAT20180613.xlsx

periode	gas_cat	trmar_cat	visats_raw	disponbe	disponbe	disponbe
1/1/2000	453176.4	4839833	1050308	111.3689	112.5507	127.4369
2/1/2000	451387.9	4428635	1428514	97.12452	105.3063	149.7087
3/1/2000	496193.9	4814580	1482708	104.9584	109.541	163.1508

periode	gas_cat	trmar_cat	visats_raw	disponbe	disponbe	disponbe
11/1/2001	533817.8	4566532	1163144	103.172	115.6918	137.848

	A	B	C	D	E	F	G	H
	periode	trimestre	cred_cat_pc	dip_cat_pc	occ_cat	pib_cat_rate	cred_cat	dip_cat
1	1/1/2000	2000 01	35307088	83068573				
2	4/1/2000	2000 02	102026305	85132048			0.7	
3	7/1/2000	2000 03	86252549				0.4	
4	10/1/2000	2000 04	83962397				1.4	
5	1/1/2001	2001 01	109638702	83255417	2783.31819		0.6	
6	4/1/2001	2001 02	12106743	93728503	2840.27065		0.8	
7	7/1/2001	2001 03	11257450	3131669	2857.42857		0.4	
8	10/1/2001	2001 04	116338654	3523259	2822.37543		0.8	
9	1/1/2002	2002 01	121805442	39789153	2826.0938		0.6	16.96380.111
10	4/1/2002	2002 02	126317498	101291919	2903.8244		0.9	17.0543.638
11	7/1/2002	2002 03	128787413	106352478	2954.3114		0.9	17.8566.06
12	10/1/2002	2002 04	13132449	10916608	2933.9142		0.5	17.4654.621
13	1/1/2003	2003 01	134843298	105844634	2981.0764		1.3	18.02782.158
14	4/1/2003	2003 02	144503145	108303131	3023.2294		0.7	19.06910.18
15	7/1/2003	2003 03	149583417	110780395	3042.2388		0.7	19.75628.733
16	10/1/2003	2003 04	156635702	11571334	3120.6038		1.4	20.39801.822
17	1/1/2004	2004 01	164766621	118783955	3105.1804		0.8	21.46535.331
18	4/1/2004	2004 02	177446669	128575140	3165.3788		1.2	22.25346.032
19	7/1/2004	2004 03	182260813	129531928	3206.6284		0.9	23.25625.279
20	10/1/2004	2004 04	187035614	133444188	3206.2614		0.7	23.45900.663
21	1/1/2005	2005 01	196314780	13728665	3291.1276		1.1	24.12551.236
22	4/1/2005	2005 02	20711707	132233832	3333.6014		1	25.58506.309
23	7/1/2005	2005 03	218757142	134382034	3401.19		1	26.66027.375
24	10/1/2005	2005 04	231010241	14124848	3430.2388		1	27.83255.795
25	1/1/2006	2006 01	243241239	14477514	3434.5044		1.1	29.27231.624
26	4/1/2006	2006 02	259398806	150680702	3487.8179		0.8	30.52921.332
27	7/1/2006	2006 03	269192370	157281898	3509.5618		0.8	31.77724.355
28	10/1/2006	2006 04	281673298	165283434	3515.864		1.4	33.05933.191
29	1/1/2007	2007 01	2947162377	17063595	3519.4008		0.8	34.34442.801
30	4/1/2007	2007 02	307063442	175838207	3563.6662		0.8	35.26546.164
31	7/1/2007	2007 03	318357642	172824704	3595.3274		0.1	36.71032.307
32	10/1/2007	2007 04	332545057	17582675	3621.338		0.3	36.66371.784
33	1/1/2008	2008 01	333483292	178541366	3608.7178		0.1	37.41882.972
34	4/1/2008	2008 02	34175752	184003685	3637.1724		-1	37.54587.274
35	7/1/2008	2008 03	348246194	189703479	3587.1208		-0.5	38.2407.374
36	10/1/2008	2008 04	350296202	193614569	3492.3524		-2.2	38.4384.531
37	1/1/2009	2009 01	352501681	194833140	3523.306		-1.4	39.26076.767
38	4/1/2009	2009 02	362133551	200718246	3268.596		-1.3	39.63794.404
39	7/1/2009	2009 03	355593757	17827844	3304.8404		0.4	39.26684.135
40	10/1/2009	2009 04	354662483	202565480	3243.9168		0.3	38.71024.831
41	1/1/2010	2010 01	356602084	197107143	3210.3472		0.3	38.89908.008
42	4/1/2010	2010 02	360101293	20731332	3255.5568		0.7	38.9514.486
43	7/1/2010	2010 03	357795567	206635111	3287.6384		-0.4	38.46815.132
44	10/1/2010	2010 04	357216815	20031228	3242.334		0.3	38.00460.621
45	1/1/2011	2011 01	353632095	200805758	3212.914		-0.1	37.04343.499
46	4/1/2011	2011 02	347425661	202008571	3263.9702		-0.2	36.45637.639
47	7/1/2011	2011 03	347513219	196340714	3213.633		-0.2	37.16608.647
48	10/1/2011	2011 04	343735653	194332820	3136.583		-1.2	35.80606.556
49	1/1/2012	2012 01	344488675	183398837	3072.435		-1	37.77475.207
50	4/1/2012	2012 02	339565417	187335511	3053.3526		-1.3	34.65464.121
51	7/1/2012	2012 03	332543690	186861922	3032.6348		-0.4	33.74193.851
52	10/1/2012	2012 04	316396603	181756627	2962.0524		-0.6	31.60788.137
53	1/1/2013	2013 01	309147356	180766631	2933.185		-0.5	31.11255.503
54	4/1/2013	2013 02	302162550	198284837	2840.6358		0.1	30.7160.103
55	7/1/2013	2013 03	297010157	300514635	2805.7462		0.3	29.70057.502
56	10/1/2013	2013 04	297067536	201003378	2938.7552		1	29.55712.75
57	1/1/2014	2014 01	292224132	193055898	2960.6348		0.4	29.35057.733
58	4/1/2014	2014 02	289466339	173474283	2903.3882		0.7	28.41765.717
59	7/1/2014	2014 03	284204384	166362924	2904.7526		0.8	28.41735.322
60	10/1/2014	2014 04	277313050	19107719	3048.0564		0.8	27.73666.027
61	1/1/2015	2015 01	271064652	14649756	3023.207		1	27.81911.673
62	4/1/2015	2015 02	272223934	134861966	3075.0348		1	27.01894.333
63	7/1/2015	2015 03	267191776	19512719	3100.858		0.6	26.70893.21
64	10/1/2015	2015 04	26435815	19376527	3101.8554		1	26.42912.648
65	1/1/2016	2016 01	247233096	180348495	3127.5612		0.3	25.0428.631
66	4/1/2016	2016 02	233804555	18205765	3181.2828		0.3	23.37478.247

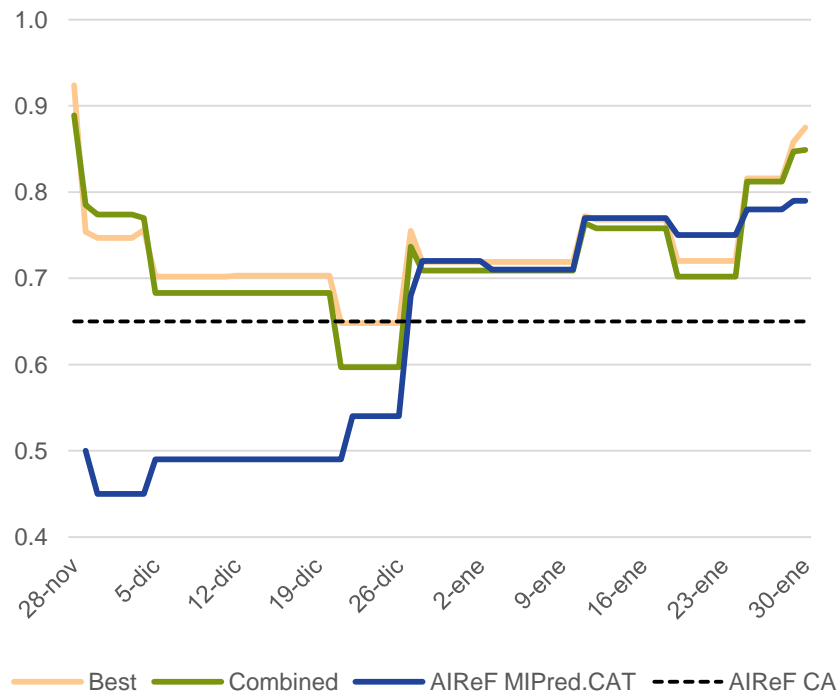
3. Resultados: ejemplos

EJEMPLO: 4º TRIMESTRE DEL 2017

MIPred.CAT: Modelo AIReF para Catalunya (estimador del PIB METCAP)

NOW.PIB.CAT: Modelo Idescat para Catalunya (estimador del PIB propio)

MIPred.CAT - 2017Q4



NOW.PIB.CAT - 2017Q4



3. Resultados: ejemplos

EJEMPLO : 4º TRIMESTRE DEL 2018

Impacto de la actualización del número de afiliados medios del mes de octubre:

29-oct				
EPA+	factor.model	bridge	2018Q4	RMSE
	FM1	rARIMA	0.45	0.11
	FM1	TSO	0.49	0.12
	FM1	TFM	0.52	0.15
	FM2	rARIMA	0.64	0.10
	FM2	TSO	0.64	0.10
	FM2	TFM	0.76	0.18
	FM3	rARIMA	0.53	0.12
	FM3	TSO	0.51	0.11
	FM3	TFM	0.64	0.18
	FM4	rARIMA	0.44	0.12
	FM4	TSO	0.49	0.11
	FM4	TFM	0.50	0.11

method	2018Q4
mean	0.548
trmean.acc	0.521
median	0.514
wmean.rank	0.570
wmean.rmse	0.538

05-nov				
AFI+	factor.model	bridge	2018Q4	RMSE
	FM1	rARIMA	0.66	0.11
	FM1	TSO	0.69	0.12
	FM1	TFM	0.75	0.14
	FM2	rARIMA	0.80	0.09
	FM2	TSO	0.77	0.08
	FM2	TFM	0.95	0.17
	FM3	rARIMA	0.55	0.12
	FM3	TSO	0.53	0.11
	FM3	TFM	0.66	0.18
	FM4	rARIMA	0.65	0.11
	FM4	TSO	0.67	0.17
	FM4	TFM	0.71	0.11

method	2018Q4
mean	0.698
trmean.acc	0.667
median	0.680
wmean.rank	0.720
wmean.rmse	0.696

	NEW	YoY	scaled YoY	PoP	scaled PoP	2018Q4
29-oct-2018	EPA	2.34	0.33	0.37	0.09	0.538
05-nov-2018	AFI	2.80	0.57	0.45	1.23	0.696

4. Bibliografía y enlaces de interés

- Eurostat (2017). Handbook on Rapid Estimates.
- Eurostat (2017). Handbook on Cyclical Composite Indicators.
- Eurostat (2016). Overview of GDP flash estimation methods.
- Cuevas A, Pérez-Quirós G, Quilis E (2015). Integrated model of short-term forecasting of the Spanish economy (MIPred model).
- Cuevas A, Quilis E (2009). A factor analysis for the Spanish economy (FASE). Mineco, Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.

4. Bibliografía y enlaces de interés

- JDemetra+ : <https://github.com/jdemetra/jdemetra-app/releases>
- JDLight package: <https://github.com/nbbird/jdemetra-jdlight>
- rJDemetra package: <https://github.com/nbbird/rjdemetra>
- nowcasting package: <https://cran.r-project.org/web/packages/nowcasting/index.html>
- Federal Reserve Bank of New York (2017). Macroeconomic Nowcasting and Forecasting with Big Data. MATLAB code available at <https://github.com/FRBNY-TimeSeriesAnalysis/Nowcasting>
- MATLAB - repositorio E. Quilis: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/profile/authors/1008800-enrique-m-quilis>

Gracias



www.idescat.cat



<https://twitter.com/idescat>

