

Previsão do PIB para Portugal com base em modelos de fatores¹

Francisco Dias² | Maximiano Pinheiro³ | António Rua²

RESUMO

Neste artigo, pretende-se avaliar o desempenho de modelos de fatores para a previsão da variação do PIB em Portugal. Neste sentido, foi compilada uma base de dados alargada para a economia Portuguesa e analisada a sua utilidade para a previsão de curto prazo.

Dado que, na prática, é necessário lidar com a publicação desfasada da informação contida na base de dados e consequentemente com dados não balanceados, o comportamento em tempo real dos referidos modelos também é avaliado.

1. Introdução

Com o desenvolvimento generalizado dos sistemas estatísticos nacionais, o conjunto de informação disponível para os decisores de política económica tornou-se progressivamente mais vasto. Naturalmente, isso coloca novos desafios metodológicos nomeadamente em termos de como levar em conta todo o conjunto de informação disponível, e que frequentemente envolve centenas de variáveis.

Para efeitos de previsão, a utilização de modelos de fatores para prever variáveis macroeconómicas num enquadramento rico em dados, tornou-se progressivamente popular na literatura académica e em bancos centrais e instituições internacionais. Ver, por exemplo, Stock e Watson (1998, 2002a, 2002b) e Giannone *et al.* (2008) para o caso dos Estados Unidos, Marcellino *et al.* (2003) e Angelini *et al.* (2011) para a área do euro, Artis *et al.* (2005) para o Reino Unido, Schumacher (2007, 2010, 2011) e Schumacher e Breitung (2008) no caso da Alemanha, Barhoumi *et al.* (2010) para a França, de Winter (2011) e den Reijer (2013) para os Países Baixos, e para um estudo englobando vários países europeus ver Rünstler *et al.* (2009).

Os modelos de fatores comuns permitem contornar a questão da elevada dimensionalidade na presença de bases de dados vastas, reduzindo a dimensão do número de séries para uma escala manuseável, o que se torna particularmente útil para efeitos de previsão. De facto, estes modelos permitem sintetizar a informação contida em extensas bases de dados num número limitado de fatores comuns não observáveis. Estes fatores captam uma fração considerável da variação global do conjunto de variáveis incluídas na base de dados. Contudo, dado que não se leva em conta o conteúdo da informação não captada por este número limitado de fatores, pode-se potencialmente ignorar informação relevante para a variável a ser projetada ou para o horizonte de previsão em consideração.

Dias, Pinheiro e Rua (2010) propuseram uma metodologia para superar essa limitação. Em particular, sugerem o cálculo de um *targeted diffusion index* dependente da variável a projetar e do horizonte de previsão. Este índice é uma média ponderada de todos os fatores do conjunto de dados que leva em conta não só o poder explicativo de cada fator para a variável a ser prevista como também a importância relativa do fator em captar a variabilidade total do conjunto das séries. Para o caso dos EUA, esta abordagem permitiu alcançar resultados superiores aos obtidos com o modelo de fatores tradicional na previsão de um conjunto de variáveis macroeconómicas.

Este artigo centra-se no caso Português, que foi uma das economias mais afetadas com a mais recente crise económica e financeira. Em particular, pretende-se avaliar o desempenho de vários modelos de fatores alternativos para a previsão da taxa de variação do PIB com recurso a um conjunto de dados alargado compilado para Portugal, e que engloba 126 séries mensais desde 1995.

Considera-se um período de previsão fora da amostra relativamente longo, desde 2002 a 2013, sendo assim possível avaliar o desempenho relativo dos diferentes modelos quer durante o período que antecedeu a crise quer durante os anos mais recentes em que foram observadas variações acentuadas no PIB. Tal pode ser particularmente útil para avaliar a robustez do desempenho de previsão dos modelos de fatores em períodos de stress económico significativo.

Dado que o exercício de previsão em tempo real envolve tipicamente situações de observações em falta para algumas das variáveis, devido ao desfasamento na divulgação da informação, também é abordada a questão de como superar esse problema e avaliado o correspondente desempenho da previsão em pseudo tempo real.

O artigo está organizado da seguinte forma. Na secção 2, é fornecida uma breve introdução aos modelos de fatores considerados no artigo. Na secção 3, descreve-se a base de dados coligida para Portugal enquanto na secção 4 são discutidas as características dos fatores comuns estimados. Na secção 5, avalia-se o desempenho da previsão para o período fora da amostra com dados balanceados. A questão de como lidar com dados não balanceados é abordada na secção 6 sendo que na secção 7 o desempenho em pseudo tempo real é aferido. Finalmente, a secção 8 conclui.

2. Modelos de fatores

Em termos formais, o modelo de fatores estáticos pressupõe que cada uma das variáveis pode ser especificada como uma combinação de dois termos: uma componente explicada por um pequeno conjunto de fatores estáticos latentes não observados, comuns a todas as variáveis, e uma componente idiosincrática específica para cada variável, ou seja:

$$X_t = \Lambda F_t + e_t$$

onde X_t é o vetor coluna N -dimensional referente às variáveis no painel no período t , Λ é uma matriz ($N \times r$) de *loadings* dos fatores, F_t é o vetor coluna de r fatores comuns não observados e e_t é o vetor coluna N -dimensional de termos idiosincráticos. Os fatores não observados podem ser estimados com base no método das componentes principais, e que foi demonstrado ser um estimador consistente do espaço de fatores em condições gerais.

Os modelos de fatores dinâmicos, por seu turno, foram originalmente desenvolvidas por Geweke (1977), Sims e Sargent (1977), Geweke e Singleton (1981) e Watson e Engle (1983) e aplicados no contexto de um número limitado de variáveis. Este tipo de modelo foi estendido para lidar com a informação contida em painéis com um elevado número de séries. O modelo de fatores dinâmicos tem uma representação equivalente na forma de modelo de fatores estáticos, onde vetor r -dimensional de fatores estáticos inclui os valores contemporâneos e desfasados dos q fatores dinâmicos. Se o número de fatores estáticos e dinâmicos forem iguais, isto é $r = q$, então não existirá qualquer diferença entre as formas estática e dinâmica (ver Stock e Watson (2005)). Além disso, como apontado por Bai e Ng (2007), não é de esperar diferenças significativas para efeitos de previsão com a distinção entre fatores estáticos e fatores dinâmicos.

Tipicamente, as primeiras componentes principais captam uma parcela considerável da variabilidade das séries incluídas na base de dados. Uma vez determinado o número de fatores, a variável a ser prevista y é projetada sobre o conjunto dos r fatores estimados e possivelmente sobre desfasamentos da variável dependente, o que conduz ao seguinte modelo de previsão

$$y_{t+h} = \beta_0 + \sum_{i=1}^r \beta_i \hat{F}_{t,i} + \sum_{j=0}^p \delta_j y_{t-j} + v_{t+h}$$

em que h se refere ao horizonte de previsão, y_{t-j} representa o desfasamento j da variável dependente e v_{t+h} denota o erro de previsão. Esta formulação corresponde ao designado modelo *diffusion index* (DI) proposto por Stock e Watson (1998, 2002a, 2002b).

Na prática, este modelo tem implícita a determinação prévia do número de fatores na sequência da qual o espaço gerado pelos fatores é estimado pelo método das componentes principais. De facto, esses fatores referem-se às componentes principais melhor classificadas, ou seja, as que captam maior variabilidade da base de dados. Todos os restantes fatores são totalmente descartados, independentemente do seu possível conteúdo informativo para a previsão da variável. Isso pode ser uma limitação importante, dado que essa abordagem não leva em conta nem a variável específica a ser prevista nem o horizonte de previsão, na escolha dos fatores para a equação da previsão. Esse inconveniente foi obviado em Dias, Pinheiro e Rua (2010), onde os autores propõem um *targeted diffusion index* (TDI), que concilia quer o espírito da abordagem Stock e Watson quer o princípio de *targeting* discutido por Bai e Ng (2008). Basicamente, o procedimento sugerido considera a obtenção de um regressor sintético, que é calculado como uma combinação linear de todos os fatores da base de dados, originando o seguinte modelo de previsão

$$y_{t+h} = \beta_0 + \beta_1 F_{(h)t}^\circ + \sum_{j=0}^p \delta_j y_{t-j} + v_{t+h}$$

$$F_{(h)t}^\circ = \sum_{n=1}^N \left(\frac{\omega_{(h)n}}{\sum_{i=1}^N \omega_{(h)i}} \right) \hat{F}_{(h)t,n}$$

$$\omega_{(h)n} = \left(\frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^{T-h} \hat{F}_{(h)t,n} y_{t+h} \right) \left(\frac{\varphi_{(h)n}}{\varphi_{(h)1}} \right)$$

A primeira equação é a mesma do caso da abordagem DI mas em que as componentes principais melhor classificadas, isto é, os fatores comuns, são substituídos pelo indicador composto sintético $F_{(h)t}^\circ$. Este *targeted diffusion index* é a combinação linear convexa de todos os fatores obtidos da base de dados, onde no cálculo dos ponderadores de cada fator se leva em conta não só a importância relativa da variação total captada pelo fator $\left(\frac{\varphi_{(h)n}}{\varphi_{(h)1}} \right)$ como também a sua correlação com a variável de interesse para o horizonte de previsão relevante $\left(\frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^{T-h} \hat{F}_{(h)t,n} y_{t+h} \right)$. As ponderações associadas a cada um dos fatores dependem, naturalmente não só da importância relativa do fator, mas também da série específica a ser prevista e correspondente horizonte de previsão. Esta estratégia de modelação evita desperdiçar informação potencialmente relevante contida no conjunto de dados e tenta obter uma melhor adequação entre os dados disponíveis e a variável a ser prevista. Como mostrado em Dias, Pinheiro e Rua (2010), esta abordagem provou ser bastante promissora *vis-à-vis* o modelo de *diffusion index*, melhorando consideravelmente o

desempenho em termos de previsão de diversas variáveis macroeconómicas para o caso dos Estados Unidos.

3. Dados

A base de dados, de periodicidade mensal, compilada para a economia portuguesa compreende 126 séries e engloba quer informação de natureza quantitativa quer qualitativa. Em particular, inclui os resultados dos inquéritos de opinião aos consumidores e às empresas (43 séries), volume de negócios no comércio a retalho (4 séries), produção industrial (7 séries), volume de negócios na indústria e serviços (20 séries), emprego, horas trabalhadas e índices de salários na indústria e serviços (24 séries), dormidas na hotelaria em Portugal (3 séries), vendas de veículos automóveis (3 séries), vendas de cimento, ofertas de emprego e desemprego registado (5 séries), consumo de energia (3 séries), exportações e importações de bens (10 séries), taxa de câmbio efetiva real, índice do mercado de ações para Portugal e a série relativa a ATM/POS (ver o Anexo para uma lista detalhada das séries e respetiva fonte).

Embora a maior parte das séries seja disponibilizada numa base corrigida de sazonalidade, as restantes séries que não o são mas que apresentam um padrão sazonal, foram sujeitas a um ajustamento sazonal recorrendo ao X12-ARIMA. O período amostral cobre desde o início de 1995 até o final de 2013 ($T = 228$ observações mensais). Uma vez que para algumas variáveis os dados disponíveis começam depois de 1995, recorreu-se ao algoritmo *Expectation-Maximization* (EM) sugerido por Stock e Watson (2002a) para balancear a base de dados no início do período amostral.

Relativamente ao PIB, a série em termos reais é divulgada pelo Instituto Nacional de Estatística (INE) e cobre o período desde o primeiro trimestre de 1995 até o quarto trimestre de 2013 numa base corrigida de sazonalidade.

Com exceção dos dados dos inquéritos qualitativos, todas as séries foram consideradas em logaritmos. Em seguida as séries são diferenciadas para assegurar a estacionaridade. No caso do PIB, foi calculada a primeira diferença da série trimestral que corresponde à taxa de crescimento em cadeia. Relativamente aos dados mensais calculou-se uma diferença de três meses, isto é, a variação num mês face ao mês três meses antes⁴.

Acresce ainda, que para a estimação dos fatores comuns, as séries foram ajustadas de *outliers*, como em Stock e Watson (2005). Este ajustamento corresponde a substituir observações das séries transformadas com desvios absolutos superiores a seis vezes o intervalo interquartil, pelo valor mediano das cinco observações precedentes.

4. Fatores comuns

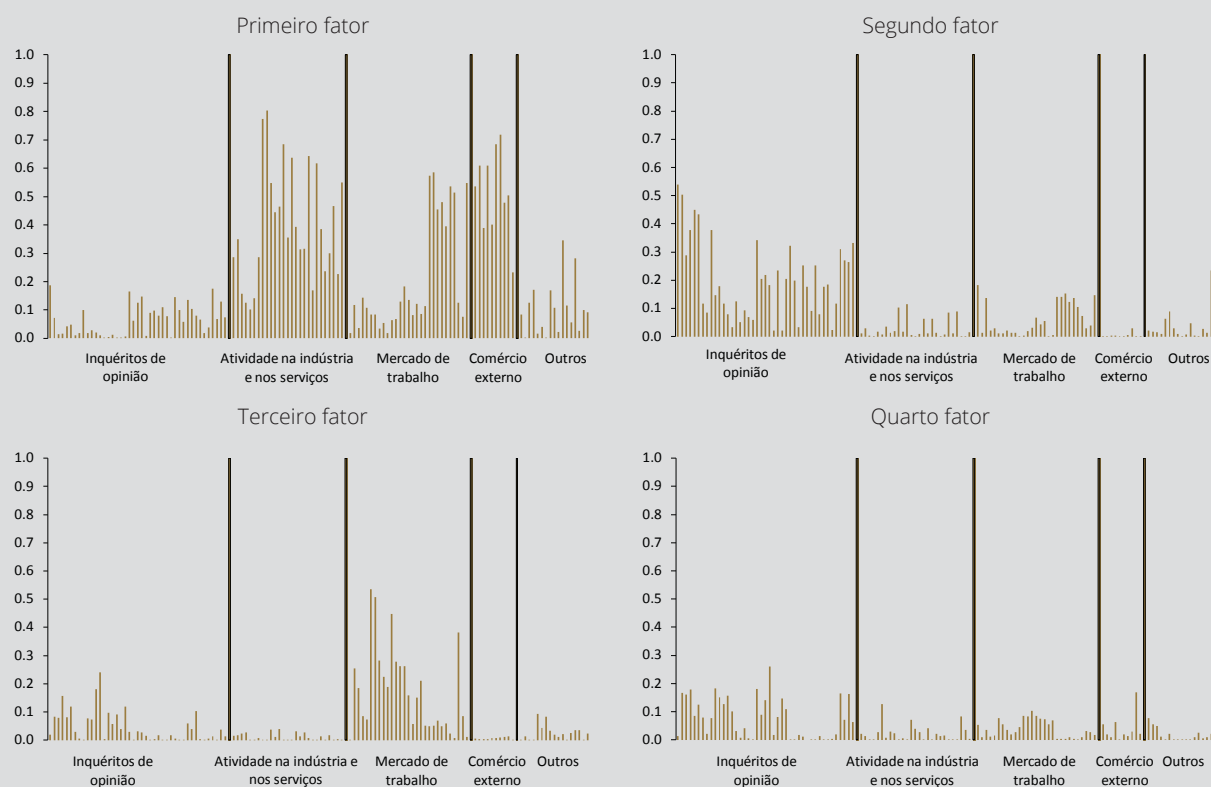
No caso da abordagem do modelo DI é necessário determinar o número de fatores a considerar para efeitos de previsão. Com base no critério IC_2 , proposto por Bai e Ng (2002), a evidência empírica aponta no sentido da existência de quatro fatores estáticos. Conjuntamente estes quatro fatores explicam 41 por cento de variação total da base de dados mensal para o período amostral como um todo, com o primeiro fator a representar 21 por cento, o segundo 9, o terceiro 6 e finalmente o quarto 5 por cento. No caso dos Estados Unidos e usando o mesmo critério, Bai e Ng (2007) concluem que os fatores comuns (7 no caso do Estados Unidos) explicam em conjunto 46 por cento da variação da base de dados compilada por Stock e Watson (2005), e que compreende 132 séries mensais⁵.

À semelhança de Stock e Watson (2002a), para caracterizar os fatores apresenta-se no gráfico 4.1 o R^2 das regressões das 126 séries individuais sobre cada um dos quatro fatores estimados para todo o período amostral. Verifica-se que o primeiro fator está relacionado com a atividade na indústria e nos serviços e com o comércio externo bem como com algumas variáveis do mercado de trabalho nomeadamente horas trabalhadas na indústria. O segundo fator reflete essencialmente indicadores de confiança das empresas e dos consumidores ao passo que o terceiro fator está associado à evolução do mercado de trabalho nomeadamente emprego. Finalmente, o quarto fator parece estar muito diluído o que sugere que não é representativo de nenhum tipo de séries em particular.

Dado o número de fatores estáticos, pode-se determinar o número de fatores primitivos ou dinâmicos, ou seja, os fatores que são dinamicamente distintos. Para esse efeito, Bai e Ng (2007) propuseram dois critérios, q_3 e q_4 , para a estimação do número de fatores dinâmicos com o primeiro a apresentar melhores propriedades para amostras com pequeno N ou T . Para o caso português, o primeiro critério aponta para a presença de quatro fatores dinâmicos, ao passo que o segundo indica a existência de três. Esta informação está em linha com os resultados de Bai e Ng (2007) que, para os Estados Unidos, verificaram que o número de fatores dinâmicos era o mesmo ou muito próximo do número de fatores estáticos quando este último é relativamente pequeno.

Para avaliar a robustez destes resultados ao período amostral, foi realizado o seguinte exercício. Considerando a amostra até o final de 2001, foram calculados os critérios acima referidos. Em seguida, expandiu-se recursivamente a amostra num mês de cada vez e calculou-se de novo os critérios em cada iteração até se chegar ao final de 2013, ou seja, a amostra total. O número

Gráfico 4.1 • R^2 entre as séries e os fatores



Fonte: Cálculos dos autores.

de fatores resultante é apresentado no gráfico 4.2. Quanto ao número de fatores estáticos, o critério aponta sempre para a existência de quatro fatores estáticos. Em relação ao número de fatores dinâmicos, q_3 sugere quase sempre a presença de quatro fatores dinâmicos ao passo que os resultados baseados em q_4 são menos estáveis mudando basicamente entre três e quatro fatores dinâmicos. No geral, esta evidência reforça a presença de quatro fatores estáticos que no essencial coincidem com os fatores dinâmicos.

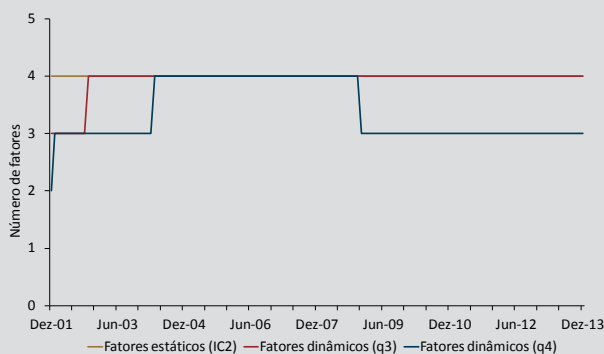
Um exercício recursivo similar foi conduzido para avaliar a estabilidade do grau de comunalidade ao longo do tempo. No gráfico 4.3, apresenta-se a percentagem da variabilidade total da base de dados que é explicada pelo espaço gerado pelo conjunto dos quatro fatores comuns, bem como por cada fator individualmente. Até o final de 2008, os resultados sugerem um ligeiro acréscimo no caso de o primeiro fator enquanto os outros fatores apresentam uma tendência de queda muito ligeira. Contudo, no final de 2008 e início de 2009, há um aumento considerável na comunalidade. Isto é principalmente evidente no caso dos dois primeiros fatores. Na verdade, com a grande recessão houve um aumento significativo no comovimento entre as variáveis o que resultou numa maior variância captada por estes dois fatores. A partir daí, parece haver uma ligeira reversão.

5. Previsão no período fora da amostra

Nesta secção, são apresentados os resultados do exercício da previsão da taxa de variação real do PIB num período fora da amostra de estimação para avaliar o desempenho relativo dos modelos de fatores acima mencionados.

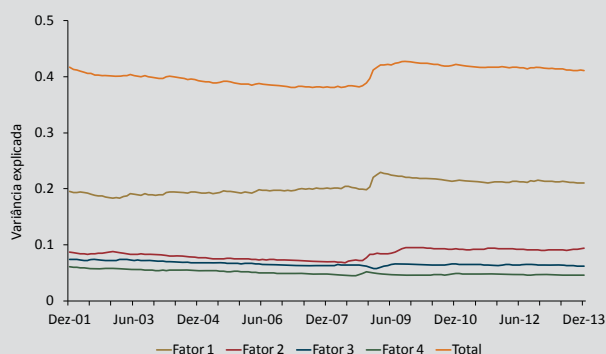
O período de avaliação fora da amostra vai desde o primeiro trimestre de 2002 até ao quarto trimestre de 2013, o que corresponde a dois terços do período amostral. Por um lado, um período fora da amostra tão longo permite uma melhor avaliação do desempenho relativo da capacidade preditiva dos modelos. Por outro lado, permite também efetuar uma análise por sub-amostras, o que pode ser particularmente útil dado os desenvolvimentos económicos registados em Portugal ao longo da última década. Em particular, dividiu-se o período fora da amostra em duas sub-amostras de igual dimensão, ou seja, desde 2002 T1 até 2007 T4 e a partir de 2008 T1 até 2013 T4. Esta última abrange o período em que Portugal esteve sob *stress* com variações

Gráfico 4.2 • Número de fatores estáticos e dinâmicos



Fonte: Cálculos dos autores.

Gráfico 4.3 • Variabilidade da base de dados explicada pelos fatores comuns



Fonte: Cálculos dos autores.

pronunciadas de atividade económica, enquanto o primeiro abrange o período pré-crise. Esta análise permitirá avaliar se a *performance* em termos de previsão durante um período mais estável difere da registada durante um período claramente mais exigente.

O foco incide sobre o desempenho dos modelos na previsão do trimestre corrente habitualmente designado na literatura por *nowcasting* (denotando este horizonte de previsão como $h = 0$), bem como todas as previsões até quatro trimestres de distância ($h = 1, \dots, 4$). Em particular, para o *nowcast* o exercício envolve a previsão da variação do PIB para um determinado trimestre assumindo que todas as observações para as séries mensais estão disponíveis até o final desse trimestre. Isto corresponde ao designado caso de previsão com dados balanceados.

Como habitualmente neste tipo de exercícios, considera-se como modelo de referência um modelo auto-regressivo univariado para o PIB, com a ordem do desfasamento determinada pelo critério BIC em cada etapa do processo recursivo. Também foi considerado quer para o modelo DI quer para o TDI as correspondentes variantes incluindo desfasamentos da variável dependente. Contudo, a inclusão dos referidos desfasamentos não permitiu melhorar o desempenho na previsão do PIB. Assim sendo, apresentam-se apenas os resultados para os modelos de fatores excluindo desfasamentos do PIB nos respetivos modelos de regressão.

Os resultados em termos do Erro Quadrático Médio (EQM) e EQM relativo *vis-à-vis* o modelo de referência são apresentados no quadro 5.1. Para o período de avaliação como um todo, o modelo TDI produz os melhores resultados para todos os horizontes de previsão considerados. No entanto, deve-se salientar que os modelos de fatores não parecem melhorar, de forma substancial, face ao modelo auto-regressivo para horizontes de previsão mais distantes. Giannone *et al.* (2008) para os Estados Unidos e Runstler *et al.* (2009) para vários países europeus também concluíram que os ganhos de previsão dos modelos de fatores desvanecem-se quando o horizonte de previsão se alarga. Em particular, os ganhos de previsão são significativos no caso do *nowcasting* e para o trimestre seguinte, sendo bastante menores para dois trimestres de distância e relativamente diminutos para horizontes mais afastados. Para avaliar a significância estatística dos ganhos em termos de previsão do PIB dos modelos de fatores face ao modelo de referência

Quadro 5.1 • Erro Quadrático Médio e Erro Quadrático Médio relativo na previsão do PIB

Horizonte de previsão	Erro Quadrático Médio					Erro Quadrático Médio Relativo				
	h = 0	h = 1	h = 2	h = 3	h = 4	h = 0	h = 1	h = 2	h = 3	h = 4
<i>Período fora da amostra: 2002T1-2013T4</i>										
Modelo autoregressivo	0.0099	0.0109	0.0116	0.0108	0.0107	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Modelo DI	0.0042	0.0089	0.0105	0.0109	0.0118	0.43 ***	0.82	0.90	1.02	1.10
Modelo TDI	0.0033	0.0071	0.0095	0.0097	0.0104	0.33 ***	0.65 ***	0.82	0.90	0.98
<i>Período fora da amostra: 2002T1-2007T4</i>										
Modelo autoregressivo	0.0090	0.0081	0.0096	0.0083	0.0084	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Modelo DI	0.0042	0.0076	0.0072	0.0095	0.0090	0.47 **	0.93	0.75	1.15	1.06
Modelo TDI	0.0025	0.0058	0.0064	0.0063	0.0070	0.28 **	0.71 *	0.66	0.76	0.82
<i>Período fora da amostra: 2008T1-2013T4</i>										
Modelo autoregressivo	0.0108	0.0137	0.0136	0.0132	0.0129	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Modelo DI	0.0043	0.0103	0.0137	0.0123	0.0146	0.40 *	0.75	1.00	0.93	1.13
Modelo TDI	0.0040	0.0085	0.0126	0.0130	0.0139	0.37 **	0.62 **	0.92	0.98	1.08

Fonte: Cálculos dos autores.

Notas: O modelo com melhor desempenho para cada horizonte de previsão está assinalado a negrito. Os asteriscos *, **, *** correspondem à rejeição da hipótese nula de igual capacidade de previsão com um nível de significância de 10%, 5% e 1%, respetivamente.

calculou-se o teste de Diebold e Mariano (1995). Os respetivos resultados são apresentados no quadro 5.1 e basicamente confirmam a constatação anterior. Adicionalmente, refira-se que o modelo TDI apresenta um ganho superior a 20 por cento para os horizontes mais curtos face à abordagem DI.

Para avaliar a robustez da performance de previsão dos modelos ao longo do período de avaliação foi efetuada uma análise por sub-amostras. Constata-se que, para todos os modelos e horizontes de previsão, o EQM é maior na segunda metade do período de avaliação quando comparado com a primeira sub-amostra. Este resultado confirma a presunção inicial que a segunda sub-amostra corresponde a um período mais exigente para efeitos de previsão. Em termos de desempenho relativo dos modelos, os resultados anteriores permanecem inalterados para as duas sub-amostras. Além disso, deve-se mencionar que os ganhos da abordagem TDI face ao modelo DI para horizontes mais curtos são menos expressivos na segunda sub-amostra.

Adicionalmente, foi calculado o Erro Absoluto Médio (EAM) como uma medida alternativa ao EQM. Os resultados são apresentados no quadro 5.2. Verifica-se que todas as principais conclusões são robustas à medida do erro de previsão considerado.

6. Dados não balanceados

Como foi referido anteriormente, o exercício realizado na secção anterior pressupõe que toda a informação respeitante às séries mensais está disponível até ao final do trimestre. Num contexto em tempo real, devido ao desfasamento temporal na divulgação de dados, é natural sermos confrontados com situações de dados incompletos para várias séries aquando do exercício de previsão. Isso resulta num conjunto de dados não balanceados na parte final da amostra, vulgarmente denominado na literatura por *jagged edge*. Para evitar descuidar a informação mais recente para efeitos de previsão, a informação em falta tem que ser previamente preenchida. Suponha, por exemplo, que se pretende atualizar a previsão do PIB mensalmente e que o exercício de

Quadro 5.2 • Erro Absoluto Médio e Erro Absoluto Médio relativo na previsão do PIB

Horizonte de previsão	Erro Absoluto Médio					Erro Absoluto Médio Relativo				
	h = 0	h = 1	h = 2	h = 3	h = 4	h = 0	h = 1	h = 2	h = 3	h = 4
<i>Período fora da amostra: 2002T1-2013T4</i>										
Modelo autoregressivo	0.80	0.87	0.91	0.85	0.84	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Modelo DI	0.54	0.75	0.80	0.83	0.89	0.67 ***	0.86 *	0.88	0.97	1.05
Modelo TDI	0.48	0.71	0.76	0.78	0.84	0.60 ***	0.81 ***	0.84	0.91	0.99
<i>Período fora da amostra: 2002T1-2007T4</i>										
Modelo autoregressivo	0.78	0.77	0.83	0.77	0.78	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Modelo DI	0.51	0.70	0.66	0.79	0.78	0.65 ***	0.91	0.80	1.03	0.99
Modelo TDI	0.43	0.64	0.65	0.66	0.67	0.55 ***	0.82 *	0.78	0.85	0.86
<i>Período fora da amostra: 2008T1-2013T4</i>										
Modelo autoregressivo	0.81	0.97	0.98	0.93	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Modelo DI	0.57	0.80	0.93	0.86	1.00	0.70 *	0.83	0.95	0.92	1.11
Modelo TDI	0.52	0.77	0.88	0.90	1.00	0.65 *	0.80 *	0.90	0.96	1.11

Fonte: Cálculos dos autores.

Notas: O modelo com melhor desempenho para cada horizonte de previsão está assinalado a negrito. Os asteriscos *, **, *** correspondem à rejeição da hipótese nula de igual capacidade de previsão com um nível de significância de 10%, 5% e 1%, respetivamente.

previsão é conduzido em meados de cada mês. No gráfico 6.1 apresenta-se uma caracterização estilizada do conjunto de informação disponível em cada momento.

O gráfico 6.1 deve ser lido da seguinte forma. Em meados do segundo mês do trimestre, por exemplo meados de fevereiro, só para um subconjunto das séries (N_1) existem dados até janeiro enquanto para as restantes séries não há nenhuma informação para qualquer um dos meses do primeiro trimestre. Em meados de março, para o primeiro subconjunto de séries os dados estão agora disponíveis até fevereiro enquanto para as remanescentes só até janeiro. Em abril, apenas para o segundo grupo de variáveis os dados estão incompletos, nomeadamente com os dados referentes a março em falta. No caso português, tendo em conta o calendário de divulgação da informação, o conjunto de séries com um desfaseamento de publicação mais curto representa cerca de 45 por cento do número total de séries da base de dados mensal compilada.

Para levar em consideração a informação mais recente disponível e para lidar com amostras incompletas, é necessário preencher as observações em falta com base em previsões. Para esse efeito, avalia-se o desempenho relativo dos mesmos modelos anteriormente discutidos também para a previsão das variáveis mensais⁶. Como patente no gráfico 6.1, é necessário considerar previsões até três meses de distância. Com base no critério EQM, foi calculado o número de séries em que cada modelo apresenta o melhor desempenho (Gráfico 6.2). Para o período fora da amostra como um todo, o modelo auto-regressivo parece apresentar o melhor desempenho para a maioria das séries e esta evidência parece ser mais marcada para horizontes mais distantes. Os resultados mantêm-se qualitativamente semelhantes para as duas sub-amostras.

Adicionalmente, com base na distribuição do EQM relativo dos vários modelos face ao modelo auto-regressivo (Gráfico 6.3), é possível concluir que, mesmo quando o modelo auto-regressivo não supera os outros modelos, as perdas são relativamente pequenas. Em particular, para as

Gráfico 6.1 • Calendário estilizado e informação disponível

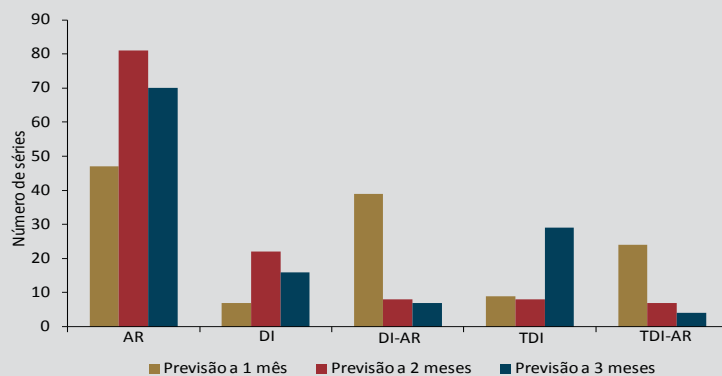
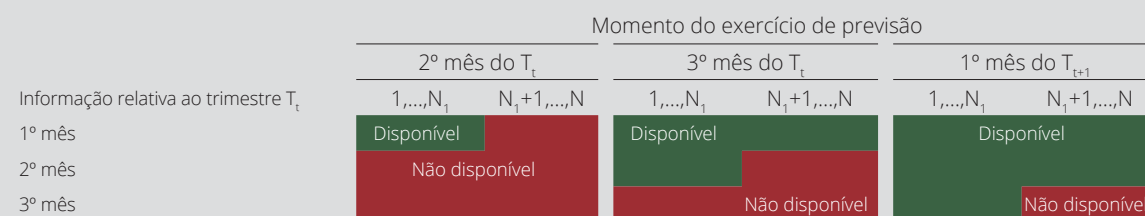


Gráfico 5 • Modelo com melhor desempenho para as séries mensais

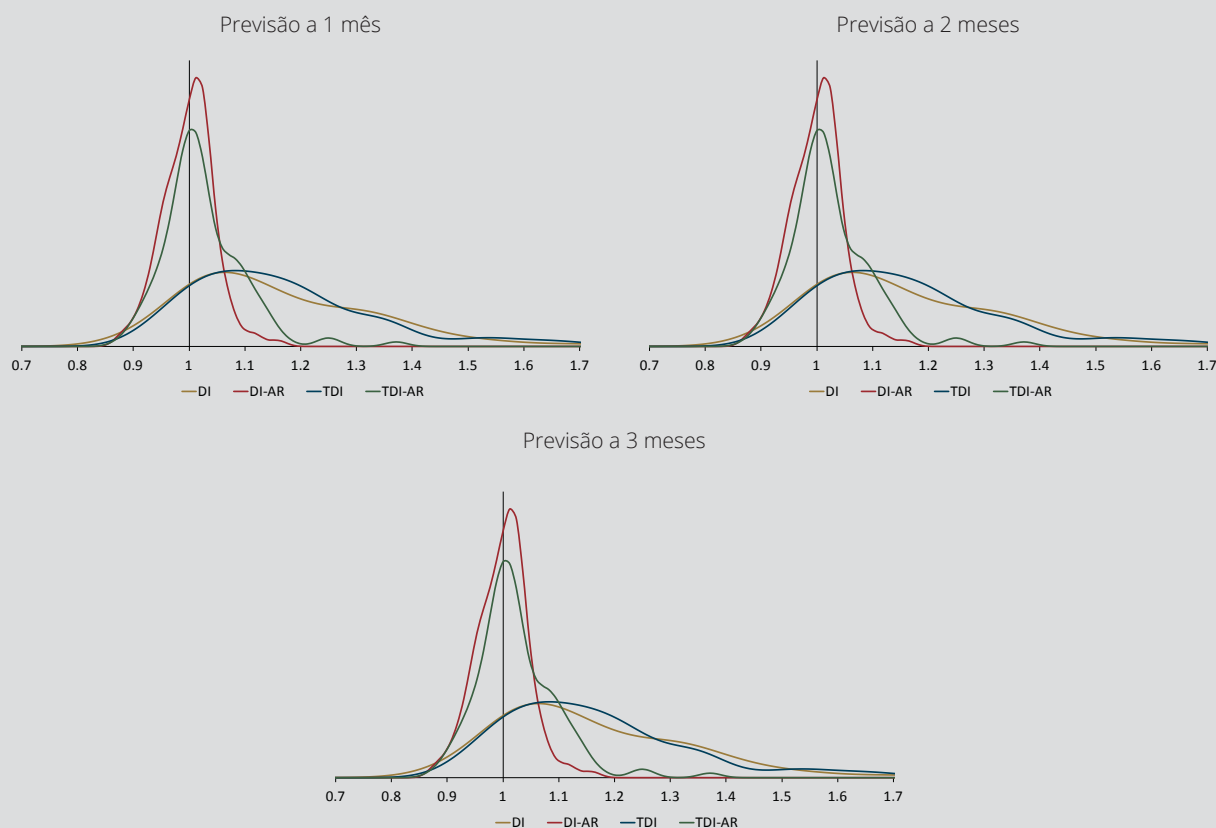
Fonte: Cálculos dos autores

variáveis em que o EQM relativo é inferior a 1, as perdas são, em média, inferiores a 4 por cento para todos os horizontes (e cerca de 5 por cento *vis-à-vis* o modelo com melhor desempenho). Em contraste, os ganhos do modelo auto-regressivo contra os demais modelos são, em média, superiores a 14 por cento para as previsões referentes ao mês seguinte, mais de 12 por cento para dois meses de distância e perto de 8 por cento para o horizonte de três meses. Em suma, o parcimonioso modelo auto-regressivo univariado parece ser uma escolha adequada para balancear a base de dados mensais sempre que necessário. Tal encontra-se em concordância com os resultados obtidos por Runstler *et al.* (2009), que também constataram que o modelo auto-regressivo univariado conduzia a melhores resultados para o preenchimento de dados incompletos em bases de dados mensais para efeitos de previsão com modelos de fatores.

7. Previsão em pseudo tempo real

Recorrendo ao modelo auto-regressivo para o preenchimento dos dados mensais em falta sempre que necessário, procede-se à análise do desempenho da abordagem TDI em pseudo tempo real *vis-à-vis* o caso da base de dados balanceada abordado na seção 5⁷. Naturalmente, o problema dos dados não balanceados na parte final da amostra é muito mais relevante para efeitos de *nowcasting* do que para a previsão a horizontes mais distantes. Dado que para todos os horizontes que não o *nowcasting* o impacto é marginal, apenas se apresentam os resultados para este último caso. Neste sentido, considera-se quer o EQM quer o EAM para o modelo TDI para cada

Gráfico 6.3 • Distribuição do Erro Quadrático Médio relativo para as séries mensais



um dos períodos discutidos na seção anterior⁸. Além disso, reporta-se novamente os resultados para o caso dos dados balanceados (ver secção 5), que corresponde ao exercício de previsão do PIB para o trimestre t no segundo mês do trimestre $t+1$. Por exemplo, em meados de maio toda a informação mensal está disponível acerca do primeiro trimestre do ano.

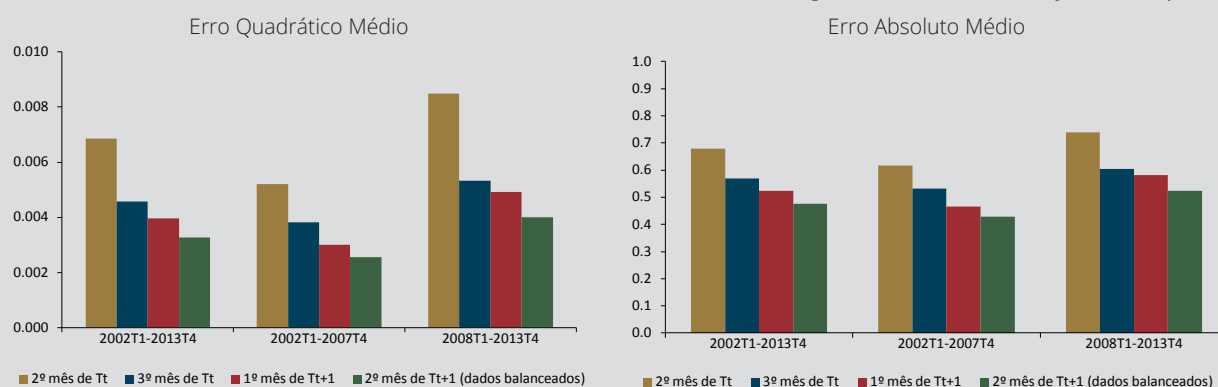
A partir do gráfico 7.1, é possível aferir que menos informação implica uma deterioração da *performance* da previsão, qualquer que seja a medida de previsão considerada. Os resultados agravam-se de forma substancial no caso do pior cenário considerado, com o EQM a duplicar face ao caso com dados balanceados. Além disso, como a informação disponível para o trimestre t no segundo mês desse trimestre é bastante escassa, o comportamento do *nowcasting* não é muito diferente da previsão a um trimestre de distância. Em termos de sub-amostras, verifica-se que a deterioração em termos absolutos é mais acentuada na segunda metade do período de avaliação. De facto, num período com variações acentuadas a disponibilidade de informação torna-se ainda mais relevante para avaliar a evolução corrente da atividade económica.

8. Conclusões

Neste artigo foi analisado o desempenho relativo de vários modelos de fatores para a previsão da taxa de variação do PIB utilizando para esse efeito uma base de dados mensal extensa compilada para a economia Portuguesa. É possível aferir que os modelos de fatores superam significativamente o modelo auto-regressivo univariado para o *nowcasting* e para o trimestre seguinte, ao passo que na previsão para horizontes mais distantes os ganhos reduzem-se substancialmente. Entre os modelos de fatores, a abordagem TDI proposta por Dias, Pinheiro e Rua (2010) permite melhorar claramente os resultados face ao modelo tradicional DI.

Para uma análise mais rica sobre o desempenho relativo dos modelos, considerou-se um período de previsão fora da amostra relativamente longo, em particular, desde o primeiro trimestre de 2002 até o quarto trimestre de 2013. Dividindo este período em duas sub-amostras, tornou-se possível avaliar a capacidade preditiva no período pré-crise e no período englobando a mais recente crise económica e financeira. Embora os erros de previsão sejam maiores no segundo, as principais conclusões em termos de desempenho relativo mantêm-se inalteradas mesmo num período de avaliação tão exigente.

Gráfico 7.1 • Erro Quadrático Médio e Erro Absoluto Médio no *nowcasting* do PIB com informação incompleta



Dado que em tempo real é necessário lidar com dados não balanceados por forma a não descartar a informação mais recente disponível para algumas das séries, também foi estudado o desempenho de previsão dos mesmos modelos para o preenchimento dos dados em falta para as variáveis mensais. Neste caso, em geral, o parcimonioso modelo auto-regressivo comporta-se, em média, relativamente bem *vis-à-vis* os outros modelos. Condicional neste resultado, foi investigado o impacto da presença de dados não balanceados no desempenho de previsão da abordagem TDI. Naturalmente, a menor disponibilidade de informação traduz-se em maiores erros de previsão.

Referências

- Angelini, E., Camba Mendez, G., Giannone, D., Reichlin, L. e G. Rünstler (2011) "Short term forecasts of euro area GDP growth", *Econometrics Journal*, 14(1), C25-C44.
- Artis, M.J., A. Banerjee e M. Marcellino (2005) "Factor forecasts for the UK", *Journal of Forecasting*, 24, 279-298.
- Bai, J. e Ng, S. (2002) "Determining the number of factors in approximate factor models", *Econometrica*, 70, 191-221.
- Bai, J. e Ng, S. (2007) "Determining the number of primitive shocks in factor models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 25, 52-60.
- Bai, J. e Ng, S. (2008) "Forecasting economic time series using targeted predictors", *Journal of Econometrics*, 146(2), 304-317.
- Barhoumi K., Darné O. e Ferrara L. (2010) "Are disaggregate data useful for factor analysis in forecasting French GDP?", *Journal of Forecasting*, 29(1-2), 132-144.
- de Winter, J. (2011) "Forecasting GDP growth in times of crisis: private sector forecasts versus statistical models", *DNB Working Papers 320*, Netherlands Central Bank.
- Dias, F., Pinheiro, M. e Rua, A. (2010) "Forecasting using targeted diffusion indexes", *Journal of Forecasting*, 29(3), 341-352.
- Diebold, F. e Mariano, R. (1995) "Comparing predictive accuracy", *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 253-263.
- Geweke, J. (1977) "The dynamic factor analysis of economic time series", in D. Aigner and A. Goldberger (eds), *Latent Variables in Socio-Economic Models*, North-Holland.
- Geweke, J. e Singleton K. (1977) "Maximum likelihood 'confirmatory' factor analysis of economic time series", *International Economic Review*, 22, 37-54.
- Giannone, D., Reichlin, L. e D. Small (2008) "Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data", *Journal of Monetary Economics*, 55(4), 665-676.
- Marcellino, M., Stock, J.H. e M. Watson (2003) "Macroeconomic forecasting in the euro area: country specific versus euro wide information", *European Economic Review*, 47, 1-18.
- den Reijer, A. (2013) "Forecasting Dutch GDP and inflation using alternative factor model specifications based on large and small datasets", *Empirical Economics*, 44, 435-453.
- Pinheiro, M., Rua, A. e Dias, F. (2013) "Dynamic factor models with jagged edge panel data: Taking on board the dynamics of the idiosyncratic components", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75(1), 80-102.
- Rünstler, G., K. Barhoumi, S. Benk, R. Cristadoro, A. Den Reijer, A. Jakaitiene, P. Jelonek, K. Ruth, C. Van Nieuwenhuyze (2009) Short-term forecasting of GDP using large datasets: A pseudo real-time forecast evaluation exercise, *Journal of Forecasting*, 28(7), 595-611.
- Sargent, T. e Sims C. (1981) "Business cycle modelling without pretending to have too much a priori economic theory" in Christopher A. Sims (ed.), *New Methods in Business Research*, Federal Reserve Bank of Minneapolis.

- Schumacher, C.** (2007) "Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets", *Journal of Forecasting*, 26(4), 271-302.
- Schumacher, C.** (2010) "Factor forecasting using international targeted predictors: The case of German GDP", *Economics Letters*, 107(2), 95-98.
- Schumacher, C.** (2011) "Forecasting with Factor Models Estimated on Large Datasets: A Review of the Recent Literature and Evidence for German GDP", *Journal of Economics and Statistics*, 231(1), 28-49.
- Schumacher, C. e Breitung, J.** (2008) "Real-time forecasting of German GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data", *International Journal of Forecasting*, 24(3), 386-398.
- Stock, J.H. e M. Watson** (1998) "Diffusion Indexes", *Working Paper no. 6702*, National Bureau of Economic Research.
- Stock, J.H. e M. Watson** (2002a) "Macroeconomic forecasting using diffusion indices", *Journal of Business and Economics Statistics*, 20, 147-162.
- Stock, J.H. e M. Watson** (2002b) "Forecasting using principal components from a large number of predictors", *Journal of the American Statistical Association*, 97, 1167-1179.
- Stock, J. H. e M. Watson** (2005) "Implications of dynamic factor models for VAR analysis", *Working Paper no. 11467*, National Bureau of Economic Research.
- Watson, M. e Engle R.** (1983) "Alternative algorithms for the estimation of dynamic factors, MIMIC, and varying coefficient regression models", *Journal of Econometrics*, 23, 385-400.

Notas

1. As opiniões expressas neste artigo são da responsabilidade dos autores, não coincidindo necessariamente com as do Banco de Portugal ou do Euro-sistema. Eventuais erros e omissões são da exclusiva responsabilidade dos autores.
2. Banco de Portugal, Departamento de Estudos Económicos.
3. Banco de Portugal, Consultor da Administração.
4. Refira-se que também se analisou o desempenho das previsões com transformações alternativas dos dados. As previsões para a variação em cadeia do PIB com dados mensais em diferenças de três meses superaram a variante com a transformação em cadeia (à semelhança de Runstler *et al.* (2009)) e a previsão com base em taxas de variação homólogas não melhora os resultados.
5. Para efeitos de comparação, os primeiros quatro fatores estáticos captam cerca de 35 por cento da variabilidade da referida base de dados.
6. Para uma modelação mais precisa da dinâmica, consideram-se as taxas de variação em cadeia das variáveis mensais.
7. Este exercício é denominado na literatura como exercício em pseudo tempo real dado que não são tidas em conta as revisões dos dados ao longo do tempo.
8. Em relação ao caso ilustrado na última coluna do gráfico 6.1, também se avaliou o desempenho da previsão quando o algoritmo EM sugerido por Stock e Watson (2002a) é usado para balancear a amostra, bem como a extensão proposta por Pinheiro, Rua e Dias (2013). Verifica-se que o primeiro se traduz em piores resultados enquanto o segundo origina resultados semelhantes ao caso auto-regressivo.

Anexo

Séries	Fonte
Indicador de sentimento económico	Comissão Europeia
Indicador de confiança dos consumidores	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Situação financeira nos últimos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Situação financeira nos próximos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Situação económica geral nos últimos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Situação económica geral nos próximos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Grandes compras no presente	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Grandes compras nos próximos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Expectativas de desemprego nos próximos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Poupança no presente	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Poupança nos próximos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Tendência dos preços nos últimos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Tendência dos preços nos próximos 12 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Situação financeira actual do agregado familiar	Comissão Europeia - Inquérito aos consumidores
Indicador de confiança na construção	Comissão Europeia - Inquérito à construção
Tendência da actividade nos últimos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à construção
Carteira de encomendas	Comissão Europeia - Inquérito à construção
Expectativas de emprego nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à construção
Expectativas de preços nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à construção
Indicador de confiança na indústria transformadora	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Tendência da produção observada nos últimos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Carteira de encomendas	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Carteira de encomendas para exportação	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Stocks de produtos acabados	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Expectativas de produção nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Expectativas de preços de venda nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Expectativas de emprego nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito à indústria
Indicador de confiança no comércio a retalho	Comissão Europeia - Inquérito ao comércio a retalho
Situação dos negócios nos últimos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito ao comércio a retalho
Stocks	Comissão Europeia - Inquérito ao comércio a retalho
Expectativas da situação dos negócios nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito ao comércio a retalho
Expectativas de evolução das encomendas a fornecedores nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito ao comércio a retalho
Expectativas de emprego nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito ao comércio a retalho
Indicador de confiança nos serviços	Comissão Europeia - Inquérito aos serviços
Situação dos negócios nos últimos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos serviços
Evolução da procura nos últimos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos serviços
Expectativas de evolução da procura nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos serviços
Evolução do emprego nos últimos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos serviços
Expectativas de emprego nos próximos 3 meses	Comissão Europeia - Inquérito aos serviços
Indicador de sentimento económico - Alemanha	Comissão Europeia
Indicador de sentimento económico - Espanha	Comissão Europeia
Indicador de sentimento económico - França	Comissão Europeia
Indicador de sentimento económico - Reino Unido	Comissão Europeia
Índice de produção industrial - Total	Instituto Nacional de Estatística
Índice de produção industrial - Indústria transformadora	Instituto Nacional de Estatística

Índice de produção industrial - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de produção industrial - Bens de consumo não duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de produção industrial - Bens de consumo duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de produção industrial - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Índice de produção industrial - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Total	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Ind. Transformadora	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo não duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Total - Mercado nacional	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo - Mercado nacional	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo duradouros - Mercado nacional	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo não duradouros - Mercado nacional	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens intermédios - Mercado nacional	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de investimento - Mercado nacional	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Total - Mercado externo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo - Mercado externo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo duradouros - Mercado externo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de consumo não duradouros - Mercado externo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens intermédios - Mercado externo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios na indústria - Bens de investimento - Mercado externo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios nos serviços	Instituto Nacional de Estatística
Ofertas de emprego	Instituto de Emprego e Formação Profissional
Desempregados inscritos	Instituto de Emprego e Formação Profissional
Novos desempregados inscritos	Instituto de Emprego e Formação Profissional
Novas ofertas de emprego	Instituto de Emprego e Formação Profissional
Colocações	Instituto de Emprego e Formação Profissional
Índice de emprego na indústria - Total	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego na indústria - Indústria transformadora	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego na indústria - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego na indústria - Bens de consumo duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego na indústria - Bens de consumo não duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego na indústria - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego na indústria - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Total	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Indústria transformadora	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Bens de consumo duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Bens de consumo não duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações na indústria - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas na indústria - Total	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas na indústria - Indústria transformadora	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas na indústria - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística

Índice de horas trabalhadas na indústria - Bens de consumo duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas na indústria - Bens de consumo não duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas na indústria - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas na indústria - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Índice de emprego nos serviços	Instituto Nacional de Estatística
Índice de remunerações nos serviços	Instituto Nacional de Estatística
Índice de horas trabalhadas nos serviços	Instituto Nacional de Estatística
Importações nominais de mercadorias - Total	Instituto Nacional de Estatística
Importações nominais de mercadorias - Total excluindo combustíveis	Instituto Nacional de Estatística
Importações nominais de mercadorias - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística
Importações nominais de mercadorias - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Importações nominais de mercadorias - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Exportações nominais de mercadorias - Total	Instituto Nacional de Estatística
Exportações nominais de mercadorias - Total excluindo combustíveis	Instituto Nacional de Estatística
Exportações nominais de mercadorias - Bens de consumo	Instituto Nacional de Estatística
Exportações nominais de mercadorias - Bens intermédios	Instituto Nacional de Estatística
Exportações nominais de mercadorias - Bens de investimento	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios no comércio a retalho - Total	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios no comércio a retalho - Alimentares	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios no comércio a retalho - Não alimentares	Instituto Nacional de Estatística
Índice de volume de negócios no comércio a retalho - Bens duradouros	Instituto Nacional de Estatística
Dormidas na hotelaria em Portugal - Total	Instituto Nacional de Estatística
Dormidas na hotelaria em Portugal - Residentes	Instituto Nacional de Estatística
Dormidas na hotelaria em Portugal - Não residentes	Instituto Nacional de Estatística
Vendas de viaturas de passageiros (incluindo todo-o-terreno)	ACAP - Associação Automóvel de Portugal
Vendas de viaturas comerciais ligeiras	ACAP - Associação Automóvel de Portugal
Vendas de viaturas comerciais pesadas	ACAP - Associação Automóvel de Portugal
Vendas de cimento	CIMPOR, SECIL
Consumo total de electricidade	Rede Eléctrica Nacional
Consumo de gasolina	Direção Geral de Energia
Consumo de gasóleo	Direção Geral de Energia
Índice cambial efectivo real para Portugal	Banco de Portugal
PSI-20	Euronext Lisboa
ATM/POS	Banco de Portugal