



UNIVERSIDADE DE
COIMBRA



Danildo António de Souto Amado

MODELOS DE PREVISÃO DO CRESCIMENTO DO PRODUTO

UMA APLICAÇÃO A PORTUGAL E À GUINÉ-BISSAU

Trabalho de projeto no âmbito do Mestrado em Economia, na especialidade de Economia do Crescimento e das Políticas Estruturais, orientado pelo Professor Doutor Pedro Bação e apresentado à Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra para a obtenção do grau de Mestre.

Julho de 2019

FACULDADE DE ECONOMIA
DA UNIVERSIDADE DE COIMBRA

MODELOS DE PREVISÃO DO CRESCIMENTO DO PRODUTO

Uma Aplicação a Portugal e à Guiné-Bissau

DANILDO ANTÓNIO DE SOUTO AMADO

Trabalho de projeto no âmbito do Mestrado em Economia, na especialidade de Economia do Crescimento e das Políticas Estruturais, orientado pelo Professor Doutor Pedro Bação e apresentado à Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra para a obtenção do grau de Mestre.

Julho de 2019



UNIVERSIDADE DE
COIMBRA



I Dedicatórias

Este trabalho dedico-o à minha família e, em particular, minha filha – **Meguy**, quem viu seu tempo de crescimento junto do seu Pai ser enormemente sacrificado.

Aos meus Avós-Pais, **Epifânio António de Souto Amado e Domingas Camará de Souto Amado**, na qualidade dos maiores responsáveis pelo cultivo do espírito académico que mora em mim e, conseqüente, resultado da pessoa incessantemente esfomeada pela procura do conhecimento em que me tornei. Meu eterno gratidão!

Aos meus pais, **Leopoldo António de Souto Amado e Maria do Carmo Mendes**, por sempre terem acreditado em mim (e irmãos).

Ao Estado da Guiné-Bissau, na pessoa da então Ministra da Educação, Doutora **Maria Odete Semedo**, por me ter confiado a bolsa de estudo que me proporcionou a vinda para Portugal. O título qualitativo do 2º Melhor aluno em Matemática, a nível nacional, não podia ter sido tão merecedor do prémio que, por si, justificável de forma irrefutável.

Página intencionalmente deixada em branco

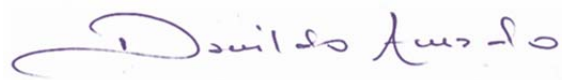
II Agradecimentos

A vida não é mais do que uma pista onde os atletas de diferentes modalidades se perfilam, cada qual com a sua potencialidade, velocidade, garra, determinação e foco intelectual. Com os olhos postos na meta da vida, cada um vai desejando a sua regeneração e a extensividade a medida que se corta a cada fita e se abre a cada etapa que se atreve a testar a resiliência da nossa inspiração. É desejável que se vença nas demais modalidades, apesar das distintas perspectivas, podendo sinalizar uma progressão multifacetada ou multidisciplinar como é a Economia, mas que paradoxalmente, sem que daí se conjecture qualquer garantia de aferição das capacidades criativas, da produção e do rendimento objetivo em termos do conhecimento progressista de que a sociedade e o Mundo tanto almeja. No final, apenas contamos as cicatrizes que nos lembram da experiência combativa, solitária do imaterial e da maturidade intelectual que se pouse intrinsecamente no fundo do nosso Eu, apesar das prováveis incúrias ou inseguranças que se pairam durante o processo de fortalecimento de uma cultura própria. Contudo, existem os vigilantes que nos acompanham nesta caminhada, que trilham os passadiços ao nosso lado, empoderando a superação de tudo que se intenta intransponível. À essas pessoas, a todas as sentinelas que marcam as nossas mãos, que enxergam e respeitam o fruto das madrugadas em relento e que descobrem as nossas sombras no luar do quotidiano – sim, às *PESSOAS ESPECIAIS* que aqui deixo os meus mais sinceros e profundos votos de agradecimentos pela amizade e tudo que mereci e, que porventura, não o tenha justificado:

- Ao Senhor ***Professor Doutor Pedro Bação***, na qualidade do meu Orientador, que em muito me inspira no campo da aplicação prática do conhecimento económico - Econometria e Previsões, em particular, e que se não fosse a sua dedicação e mestria, esse trabalho não teria sido tão empolgante, realista e, muito menos existido;

- Ao Excelentíssimo Senhor Professor **Doutor João Sousa de Andrade**, a quem devo e muito a motivação imensurável pela Arte da ciência económica, desde a primeira aula da Licenciatura em Economia - FEUC. Uma referência para a vida!
- Aos serviços da SASUC, na pessoa eterna do Senhor **Doutor Lúzio Vaz**, pela forma especial que acarinhava a comunidade guineense em Coimbra - AMIGO DOS GUINEENSES como muitos o apelidaram! Em nome da comunidade, estamos eternamente gratos e estará, Vossa Excelência, sempre nos nossos corações.
- À Senhora Doutora Elisa Mota - SASUC, pelas incansáveis audiências e acompanhamentos, aqui vai as minhas singelas saudações. Igualmente extensível à Administradora – Exma. Senhora **Doutora Regina Duarte** e a Técnica Superior– Senhora **Doutora Mafalda Maia**;
- À **Doutora Raquel Azevedo** da Justiça e Paz, que nunca esquecerei dos oportunos gestos junto do Procurador dos Estudantes do PALOP da UC;
- E, finalmente, a Universidade de Coimbra, na qualidade do seu Reitor, Exmo. Senhor **Doutor João Gabriel**, e a Faculdade de Economia, na pessoa da Diretora, Exma. Senhora **Prof. Doutora Teresa Pedrosa Lima**, a quem muito estimo e ter muito aprendido com as aulas da Matemática-I;
- A **Todos os Professores da FEUC**, não deixando ninguém de fora, agradeço pela oportunidade e conhecimento que me torna num eterno devedor desta família, desta cidade e deste país – Portugal;
- **Aos amigos e familiares verdadeiros e leais**, que para além de me terem acompanhado durante este percurso académico, alguns desde a infância, aqui vai o meu reconhecimento e singelo abraço de retribuição: Gerson Fernandes (Déde), Emerson Sá Nogueira (Lante), Aliu Adérito Lopes Djaló, Edilson Gomes Cuíno, Osvaldo Melício, Anire Dju, Deocliciano e Samory Tavares, Watna Almeida, Flávio Gama, Jimmy Fonseca, Dinis Mendes, Eufrágio, Raúl Mendes, Luís Peres, Miguel Regada, Hernani Kaft Kosta, César Nussolini, Adama Ginga, Indira Almeida, Filomeno Jesus A. Mendes, Maurício Mendes, Rogério Herbert, Francisco Vieira Lopes (NeneBoy), Jorge Spencer (N’Bitna), Dulceneia de Fátima Souto Amado, Isolda Tavares, Sara Sá Nogueira, Elizabete Lacerda e Amílcar Mendes.

Coimbra, 28 de junho de 2019



DANILDO ANTÓNIO DE SOUTO AMADO

(SoutoAmado)

III Lista de Siglas e Acrónimos

- ADF - Teste Dickey-Fuller Aumentado
- AIC - Critério de Informação de Akaike
- ARIMA (p, d, q) - Modelo ARMA (p,q) Integrado (diferença de ordem d)
- ARMA (p, q) - Modelo Misto Autorregressivo de ordem p e Média móvel de ordem q
- BIC - Critério de Informação *Schwarz* ou *Bayesiano*
- BVAR - Modelo Vetor Autorregressivo Bayesiano
- CEDEAO - Comunidade Económica dos Países Africanos da África Ocidental
- CEE - Comunidade Económica Europeia
- EFTA – Associação Europeia de Comércio Livre
- EUA - Estados Unidos da América
- GB - Guiné-Bissau
- HC - Critério de informação de Hannan-Quinn
- KPSS – Teste de Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin
- MA - Média Móvel
- MAE - Erro Absoluto Médio da previsão
- ME - Erro Médio da Previsão
- MIDAS – Amostra de Dados Mistos (*MIXed DATA Sampling*)
- MRW - Mankiw, Romer e Weil
- MSE - Erro Quadrático Médio da previsão
- OLS - Método dos Mínimos Quadrados
- PCA - Análise da Componente Principal
- PPC - Paridade Poder de Compra
- PT – Portugal
- RMSE - Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio
- TFP - Produtividade Total dos Fatores
- UNESCO - Organização das Nações Unidas para a Educação, Ciência e Cultura
- VAR(p) - Vetor Autorregressivo de ordem p

IV Índice das Ilustrações

Figuras

Figura 1: PIB real da Guiné-Bissau 26

Figura 2: PIB real de Portugal..... 27

Tabelas

Tabela 1: Resultados para a Guiné-Bissau 37

Tabela 2: Resultados para Portugal 37

Página intencionalmente deixada em branco

Resumo

O Produto Interno Bruto real (PIB) é, apesar de todos os defeitos, o indicador macroeconómico mais importante na revelação do nível do bem-estar das sociedades. Neste estudo compilamos em forma de revisão da literatura os modelos mais utilizados, dos mais simples aos mais elaborados, para a previsão dos seus eventos futuros. Seguidamente, aplicamos alguns destes modelos à análise de duas economias com realidades económicas distintas: Portugal e Guiné-Bissau. Foram experimentados cinco modelos diferentes, com o objetivo de avaliar a sua capacidade de previsão do crescimento económico naqueles dois países. Utilizando como indicador da qualidade da previsão o Erro Quadrático Médio (MSE), os resultados revelaram a supremacia do método linear de Holt para a economia da Guiné-Bissau em detrimento dos métodos mais elaborados. No caso de Portugal, o destaque foi para o método baseado no modelo neoclássico de Solow.

PALAVRAS-CHAVE: Previsão Macroeconómica, Crescimento económico, Modelos de séries temporais. Vetor Autorregressivo.

Códigos JEL: E17, E37, F43.

Página intencionalmente deixada em branco

Abstract

The Gross Domestic Product (GDP) is, despite all its shortcomings, the most important macroeconomic indicator of societies' welfare. In this work we compile, in the form of a literature review, the most used models for forecasting GDP, from the simplest to the more elaborated. We then apply some of the models to analyze two very different economies: Portugal and Guinea-Bissau. We experimented five different models with the goal of assessing their ability to forecast economic growth in those two countries. Using the Mean Squared Error (MSE) as the indicator of forecast quality, the results revealed Holt's linear method to be the best for Guinea-Bissau, ahead of more elaborated methods. In the case of Portugal, the method based on Solow's neoclassical model was the best.

KEYWORDS: Macroeconomic forecasting, Economic growth, Time series models, Vector Autoregressions.

JEL classification: E17, E37, F43.

Índice

1. INTRODUÇÃO.....	15
2. A PREVISÃO: o conceito e a revisão da literatura	17
2.1 Modelos Univariados.....	17
2.2 Modelos Multivariados.....	20
3. O PRODUTO.....	25
3.1 Definição.....	25
3.2 PIB real da Guiné-Bissau.....	26
3.3 PIB real de Portugal.....	27
3.4 Pré-inspeção das Séries.....	28
4. MODELOS DE PREVISÃO DO CRESCIMENTO DO PRODUTO.....	29
4.1 Metodologia.....	29
4.2 Método Linear de HOLT.....	30
4.3 Modelos ARIMA.....	31
4.4 Modelo de SOLOW.....	31
4.5 Modelo de THIRLWALL.....	32
4.6 Modelo VAR.....	33
5. DADOS E RESULTADOS.....	34
Tabela 1: Resultados para a Guiné-Bissau.....	35
Tabela 2: Resultados para Portugal.....	35
6. CONCLUSÃO.....	37
Referências Bibliográficas.....	38
Apêndices.....	42

Página intencionalmente deixada em branco

I. INTRODUÇÃO

A partir da crise económica e financeira de 2007, que atinge o seu auge em 2008, a tarefa dos economistas na antecipação das flutuações económicas, o crescimento e o decrescimento económico, mais do que nunca, assume um papel de elevada pertinência. Muitos defendem que, se tivesse sido possível prever a recente crise cuja a origem é financeira (*Subprime*), poderia ter sido evitado o seu profundo impacto na economia real e, eventualmente, os danos causados às sociedades, em termos da perda do bem-estar, e até a própria crise do euro teria sido evitado. Em boa verdade, dependendo da direção que privilegiemos na temática da previsão, uma vez polarizada em metodologias “quantitativas - estatísticas ou científicas”, por um lado, e “qualitativas – visões subjetivas, julgamentos especializados ou informal” (Watson, 2001, e Montgomery *et al.*, 2015)¹, por outro, ainda que muitos economistas justifiquem os seus fracassos na previsão com acontecimentos alegadamente imprevisíveis, é facto que enormes esforços têm sido desenvolvidos na sedimentação de previsões cada vez mais eficazes e facilitadoras da implementação e acompanhamento das análises políticas e estratégicas para as mais variadas entidades (públicas e privadas) nas sociedades contemporâneas.

No entanto, o reconhecimento, em público, das falhas das previsões por parte das instituições internacionais, como o Fundo Monetário Internacional (FMI), e as consequentes falhas das políticas de austeridade aplicadas às economias, como as de Portugal e da Grécia, não tem passado despercebido aos olhos dos média. A consequente visibilidade na praça pública da questão das previsões económicas, em particular das relativas à taxa de desemprego e ao crescimento do produto, que são duas variáveis importantes na determinação do bem-estar das populações, não podia, senão, constituir-se uma fonte motivacional acrescida para a legitimação desta investigação.

Ao desbravarmos a floresta que é a previsão, sem qualquer surpresa, iremos eleger o caminho da vertente científica, baseado no desenvolvimento de modelos

¹ A técnica de previsão qualitativa mais conhecida é o *Método Delphi* (Montgomery *et al.*, 2015).

estatísticos e de crescimento macroeconómico que pressupõem a preservação tanto dos padrões evolutivos das séries como os das ações das políticas, dos agentes económicos nas suas relações com os fatores produtivos, das forças de equilíbrio do mercado, influenciando e minimizando as incertezas inerentes a fenómenos inesperados no futuro. Como dizia, Abraham Lincoln², “*Se pudéssemos primeiro ter o conhecimento de onde estamos e para onde tendemos, saberíamos melhor o que fazer e como fazê-lo*” (Hyndman e Athanasopoulos, 2012: 4):

" If we could first know where we are and whither, we are tending, we could better judge what to do and how to do it " - Abraham Lincoln.

Neste trabalho de investigação faremos o levantamento dos modelos de previsão mais utilizados na literatura, implementaremos alguns dos métodos e modelos de previsão do PIB e avaliaremos os seus desempenhos no que diz respeito às suas capacidades em antecipar o comportamento evolutivo das economias portuguesa e guineense. Por este último ser um país com problemas estruturais diferentes dos existentes em Portugal, espera-se poder observar diferenças interessantes no desempenho dos modelos de previsão. Caso nenhum dos métodos apresente bons resultados, tal será evidência a favor da tese da imprevisibilidade do crescimento. Porém, pode suceder que alguns métodos se rendam a um desempenho de distinção. Nesse caso, a questão será saber o porquê de esses métodos não terem sido preferidos, pelo menos em Portugal, para a construção das previsões.

O trabalho será estruturado em oito secções. Na secção 2, apresentaremos uma resenha da literatura à volta dos modelos de previsão do PIB. Na secção 3, apresentaremos as séries do PIB que serão alvo da previsão. Na secção 4, introduziremos os métodos de previsão que serão utilizados na previsão do crescimento do PIB. Na secção 5, sintetizaremos as principais estimações e seus resultados. Finalmente, na secção 6, apuraremos as principais conclusões que o caminho trilhado nos permitiu alcançar.

² 16º Presidente dos Estados Unidos de América (1809-1865).

2. A PREVISÃO: o conceito e a revisão da literatura

“A forecast is any statement about the future. Such statements may be well founded, or lack any sound basis; they may be accurate or inaccurate on any given occasion, or on average; precise or imprecise; and model-based or informal” - Clements and Hendry (2002:02).

A *Previsão* é o processo pelo qual se pretende antecipar o acontecimento futuro de um determinado evento com a máxima precisão possível (menor erro), ou seja, produzir a nossa melhor estimativa para o valor futuro da variável de interesse. A sua aplicação abrange as mais variadas áreas: governamental, económica, medicina, política, finanças, etc. No entanto, para que seja bem-sucedida, existem procedimentos próprios a acautelar durante o processo de previsão, que mais a frente teremos a oportunidade de detalhar.

No campo da *previsão quantitativa*, estatística ou econométrica, tendo em conta a característica da tendência crescente da série temporal a prever – Produto Interno Bruto (PIB) –, é comum encontrarmos dois tipos genéricos de modelos: Modelos Univariados e Modelos Multivariados.

2.1 Modelos Univariados

Entende-se por modelo univariado a modelação dos padrões evolutivos ou históricos identificados numa única série temporal, enquanto o modelo multivariado, como o próprio nome indica, debruça-se sobre a modelação dos padrões evolutivos ou históricos de várias séries temporais. Nestes tipos de modelos, a crença deve estar depositada na presunção dessas sequências históricas se manterem no futuro. Na prática, quando não se consegue ser assertivo (o caso normal), no mínimo, espera-se poder estimar um intervalo de confiança no qual o valor futuro da variável deverá estar com elevada probabilidade (geralmente de 95%).

Ora, devido à simplicidade dos modelos univariados, frequentemente esses modelos são utilizados apenas para fins comparativos. Contudo, apesar da condição secundária que muitas vezes lhes é reservada, têm evidenciado capacidade superior em muitos casos, quando comparados com os modelos mais sofisticados. Os modelos univariados com maior destaque são os modelos “Passeio Aleatório” (*Random walk - RW*) e Autoregressivo (AR), possivelmente quando acrescentados termos “média móvel”, o que dá origem aos modelos ARMA e ARIMA. No modelo passeio aleatório, o pressuposto de base reside na ideia segundo a qual o valor atual do PIB (y_t) ser igual ao seu valor no período anterior, y_{t-1} , acrescido de um choque (ε_t) com características de ruído branco (média nula, variância constante e autocorrelações iguais a zero) e não correlacionado com y_{t-1} . Assim, este modelo corresponde a um processo autoregressivo de primeira ordem – AR(1) – com o coeficiente autoregressivo a igualar a unidade (Bessonovs, 2015)³:

$$(2.1.1) \quad y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t .$$

O presente modelo é utilizado para caracterizar séries não estacionárias, que aparentam ter longos períodos de tendência crescente ou decrescente, mas com mudanças bruscas e imprevisíveis na sua direção. Este modelo reduz a informação ao valor anterior da série, ignorando outras informações que poderiam ser relevantes. Esta simplificação reduz ao mínimo o custo associado à previsão. Contudo, pode acabar por reduzir a própria capacidade da previsão, se as hipóteses do modelo forem demasiado restritivas para os dados em análise. Neste modelo, a previsão do valor futuro do PIB h períodos à frente, utilizando a informação disponível até ao período T , $\hat{y}_{T+h|T}$, corresponde ao valor do PIB no último período disponível:

$$(2.1.2) \quad \hat{y}_{T+h|T} = y_T .$$

O erro da previsão (e) será a diferença entre o valor observado em $T + h$ e a respetiva previsão na data T :

³ Trata-se do modelo que está por detrás das previsões *naïve*. Quando é acompanhado de uma constante, diz-se passeio aleatório com deriva (*drift*), que capta a alteração da média ao longo do tempo.

$$(2.1.3) \quad e_{T+h|T} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h|T},$$

O modelo autorregressivo de ordem p , $AR(p)$, tem sido o modelo mais utilizado na prática da previsão com modelos univariados. Neste caso, o foco é direcionado para uma modelação que seja capaz de exprimir a observação corrente como função linear das observações passadas e de um termo de erro:

$$(2.1.4) \quad y_t = c + \rho_1 y_{t-1} + \rho_2 y_{t-2} + \dots + \rho_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$\Leftrightarrow y_t = c + \sum_{i=1}^p \rho_i y_{t-i} + \varepsilon_t,$$

A determinação de p é frequentemente feita em função de um critério de informação, sendo os mais usuais o critério de Schwarz - *Bayesian information criterion* (BIC ou SIC), o critério de Akaike (AIC) e o critério de Hannan-Quinn (HC). Assintoticamente, o AIC sobrestima a ordem com probabilidade positiva, enquanto o BIC estima a ordem consistentemente se p for inferior à ordem máxima utilizada no processo de seleção.

Há variantes dos modelos básicos. Por exemplo, Kraay *et al.* (1999) propõe a substituição do termo constante (c) por uma função do tempo. Assim, estão criadas condições para a captação das possíveis alterações que o termo “constante” pode registar em cada momento do tempo (função *Drift*):

$$(2.1.5) \quad c_t = \mu + \theta \cdot D_t^\mu + \beta \cdot t + \gamma \cdot D_t^\beta,$$

em que a *dummy* D_t^μ captará a variação do nível e a *dummy* D_t^β a variação da tendência do PIB. Esta contribuição pode ser útil para ter em consideração a ocorrência e a magnitude das quebras da tendência ao longo do tempo e o conseqüente minimizar dos custos associados a aplicação de transformações que visam a eliminação da tendência da série (Vogelsang, 1998)⁴. Portanto, após o conhecimento dos parâmetros estimados, \hat{c}_t e $\hat{\rho}$, a previsão do PIB h períodos a frente, utilizando a informação até T , $\hat{y}_{T+h|T}$, toma a forma:

⁴ Naturalmente será importante testar a existência de quebras estruturais na série (Teste de Chow).

$$(2.1.6) \quad y_t = \hat{c}_t + \sum_{i=1}^p \hat{\rho}_i y_{t-i} + \varepsilon_t ,$$

2.2 Modelos Multivariados

Com o modelo de regressão multivariado⁵ deixamos para trás a ideia de usar uma única variável. Em primeiro lugar, o modelo consiste, agora, na regressão da variável dependente, PIB, sobre várias variáveis explicativas, possivelmente sustentadas numa relação unidirecional entre elas. Em segundo lugar, esses modelos encontram os seus fundamentos nas teorias económicas, as quais sugerem as demais variáveis a serem utilizadas na modelação do crescimento do PIB. É neste campo que o modelo de crescimento neoclássico, apresentado por Robert Solow (1956), tem ganho significativo protagonismo. O modelo de Solow faz depender o produto da produtividade total dos factores e das quantidades utilizadas dos factores de produção capital e trabalho. Contudo, na perspetiva de Mankiw, Romer e Weil (MRW, 1992), o desempenho do modelo melhora claramente com a integração do fator Capital Humano (H) - *Modelo de Solow Aumentado*.

O modelo de Solow prevê convergência dos países para um estado estacionário que depende de certos parâmetros – *convergência condicional*:

$$(2.2.7) \quad y_t - y_{t-1} = (1 - \rho) \cdot (y_t^* - y_{t-1}).$$

Assim sendo, y_t^* é o produto potencial (em logaritmo) resultante do efeito de um conjunto de variáveis explicativas sugeridas pela teoria neoclássica e agrupadas em x_t , numa relação de equilíbrio de longo prazo com o PIB real ($y_t^* = \beta' x_t$). A inclusão desta informação e seus determinantes é uma das principais vantagens do modelo multivariado em relação ao modelo univariado (Kraay *et al.*, 1999). A equação anterior e a relação de longo prazo sugerem um modelo para o produto do tipo:

$$(2.2.8) \quad y_t = \Phi_0 + \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 \cdot x_t + \tilde{v}_t ,$$

⁵ Muitas vezes é chamado de “Modelo de Previsão Causal” visto os preditores serem vistos como descritores das forças que causam ou conduzem aos valores observados da variável de interesse.

Após a estimação, com os parâmetros encontrados, constrói-se a seguinte projeção do futuro:

$$(2.2.9) \quad \hat{y}_{T+1|T} = \hat{\Phi}_0 + \hat{\Phi}_1 y_T + \hat{\Phi}_2 \cdot x_{T+1|T} .$$

Porém, apesar das vantagens ostentadas pelo modelo, a necessidade da previsão das variáveis determinantes do produto de equilíbrio pode abrir portas a algumas fragilidades visto, ao terem de ser previstas, dar-se a criação de uma fonte adicional de incerteza. Eventualmente, a incerteza poderá ser reduzida se em vez dos determinantes do produto potencial for usado o PIB de um país (ou região) considerado como referência, no sentido de se poder dizer que o PIB do país tenderá a convergir com o do país tomado como referência. Outra possibilidade é utilizar um modelo VAR que incorpore os determinantes do produto potencial – quando o horizonte temporal for superior a um período, este modelo VAR dará previsões para estas variáveis e essas previsões serão usadas para prever o produto.

O modelo VAR é talvez o modelo mais famoso na macroeconomia aplicada. Sintetiza as relações entre um conjunto de variáveis macroeconómicas de interesse e os seus desfasamentos (Sims, 1998; Stock e Watson, 2001; Viegi, 2010):

$$(2.2.10) \quad Y_t = \Gamma_1 Y_{t-1} + \Gamma_2 Y_{t-2} + \dots + \Gamma_p Y_{t-p} + C_o + u_t .$$

$Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt})'$ é o vetor ($n \times 1$) de todas as variáveis endógenas do modelo, Γ_i é a matriz ($K \times K$) dos coeficientes dos desfasamentos de ordem i das variáveis, K é o número de variáveis endógenas, p é a ordem do modelo VAR, C_o é o vetor ($K \times 1$) dos componentes determinísticos e u_t é o vetor dos erros (vector ruído branco). Todavia, esta forma estrutural é frequentemente acompanhada da teoria económica que justifica a escolha das variáveis e, eventualmente, a imposição de restrições. O modelo VAR (sem restrições) tem também a vantagem de ser estimado por OLS. Uma desvantagem é a proliferação de coeficientes. Por exemplo, com quatro variáveis e quatro desfasamentos cada equação terá 16 parâmetros (para lá da componente determinística). Uma possibilidade é usar um modelo BVAR (*Bayesian Vector Autoregression Model*), que vem resolver o problema da sobreparametrização (*overfitting*) por via da introdução prévia de restrições sobre a distribuição dos

parâmetros do modelo (Litterman, 1985; Félix e Nunes, 2002; Canova e Ciccarelli, 2003). Estes têm sido aplicados na estimação de modelos de equilíbrio geral estocástico e dinâmico (DSGE) inspirados pela Nova Teoria Keynesiana (Del Negro e Schorfheide, 2004; Gupta e Steinbach, 2013).

Por outro lado, a evolução das novas tecnologias no setor da informação, como é o caso do aparecimento de computadores com elevadas capacidades de processamento, tem despoletado ambientes favoráveis ao armazenamento e tratamento de grandes volumes de base de dados. Portanto, sem que seja paradoxal, é neste ambiente de bastante informação que se vai manifestar a necessidade da compactação dessa informação (ao invés da utilização directa de dezenas ou centenas de séries temporais na modelação), culminando num conjunto reduzido de indicadores de comovimentos no conjunto dos dados, denominados “fatores comuns” (Stock e Watson, 2002). O processo desenrola-se em duas fases. Primeiro, para a captação das idiosincrasias reveladas pelos dados (séries X_t), decompõe-se a informação nesses dados num conjunto de séries apurado pelo método de Análise das Componentes Principais (PCA). Os elementos mais significativos (F_{jt}) são utilizados na segunda fase:

$$(2.2.11) \quad y_t = c + \sum_{i=1}^p \rho_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^r \beta_j F_{jt} + \varepsilon_t$$

O modelo de previsão subjacente ergue-se em forma de:

$$(2.2.12) \quad \hat{y}_{T+h|T} = \hat{c} + \sum_{i=1}^p \hat{\rho}_i y_{T-i+h|T} + \sum_{j=1}^r \hat{\beta}_{jh} F_{jT+h} .$$

Outro tipo de modelo usado na previsão do PIB real trimestral (podendo ser anual) é o “modelo ponte” (*bridge model* – Baffigi et al., 2004; Bessonovs, 2009 e 2015). Neste modelo, o PIB é modelado como função de valores passados e de valores de variáveis que podem estar disponíveis mensalmente. É aplicada uma transformação aos dados mensais para passarem a trimestrais, como sugerido por Mariano e Murasawa (2004).

Tanto o modelo de fatores comuns como o modelo ponte podem ser usados na previsão em “tempo real”, permitindo que atualizar a previsão à medida que os dados vão ficando disponíveis. Também contribuem para o “nowcasting”, isto é, a estimação do

valor corrente de séries cujos valores oficiais só serão conhecidos mais tarde (Kitchen e Monaco, 2003; Lahiri e Monokroussos, 2012).

Contrariando o foco na previsão de curto prazo, Hausman et al. (2009) propõem um índice de complexidade económica, o qual estará, segundo os autores, fortemente correlacionado com o crescimento no longo prazo. O índice de complexidade económica é calculado a partir de informação sobre a diversidade da produção em cada país e sobre a ubiquidade dessa produção no mundo. Segundo os autores, um país que não produza bens que muitos outros países produzem deverá ter uma economia pouco complexa, o que limitará as possibilidades de crescimento no futuro.

A outra perspectiva faz ressuscitar a necessidade da completude do modelo *Bridge*, já em contexto de altas frequências. Neste tipo de modelo, a variável dependente da frequência baixa (PIB trimestral) é desagregada e estimada em frequência alta (mês) enquanto os remanescentes meses são considerados como sendo observações em falta (*Missing values*) sob a forma de representação de um espaço (superfície) – modelo *state-space* (Bessonov, 2009; Forni e Marcellino, 2013). O modelo será constituído por duas equações. A primeira, *equação de transição*, visa captar as relações entre as variáveis do modelo. A segunda, *equação de medição*, sintetiza a forma pela qual a soma dos três meses possa equivaler ao PIB trimestral.

É frequente agregar temporalmente as séries das frequências altas com o objetivo da criação de amostras de frequências baixas (ou vice-versa⁶). Novos procedimentos têm procurado evitar o desperdício de informação de base resultante da agregação das séries originais. É o caso dos modelos MIDAS – *Mixed Data Sampling* (Amostra de Dados Mistos), cuja essência reside na possibilidade de os regressores de alta frequência coabitarem com variáveis de baixa frequência, como é o normalmente o caso das variáveis macroeconómicas (Ghysels et al., 2004; Clements e Galvao, 2008⁷, Clements et al., 2008; Lindgren e Nilssen, 2015).

A grande vantagem do modelo MIDAS reside no facto de permitir actualizar as previsões à medida que os dados vão estando disponíveis. Para uma melhor compreensão do processo, imagine que ao pretender prever o PIB trimestral já dispõe de algumas variáveis relevantes de alta frequência, relativas ao primeiro mês.

⁶ Por exemplo, dados mensais em trimestrais ou anuais, semanais em mensais, diários em semanais, através da obtenção das suas médias ou pela consideração apenas do último período.

⁷ Os primeiros a aplicar MIDAS na previsão das séries macroeconómicas.

Algumas iniciativas têm ramificado para uma perspectiva de combinação das previsões, centralizadas num modelo *MIX* (Kraay et al., 1999; Bessonovs, 2009 e 2015; Hendry e Clements, 2001):

$$(2.2.13) \quad \hat{y}_{T+h|T} = \alpha + \beta \cdot \hat{y}_{T+h|T}^{GR} + (1 - \beta) \cdot \hat{y}_{T+h|T}^{TS}$$

em que $\hat{y}_{T+h|T}^{GR}$ é a previsão resultante de um modelo de regressão e $\hat{y}_{T+h|T}^{TS}$ corresponde a previsões das séries temporais vindas de modelos univariados. Embora os pressupostos não tenham tido um bom casamento com o resultado prático em termos de ganhos de precisão, o certo é que as combinações das previsões são instrumentos interessantes para os investigadores.

3. O PRODUTO

Na presente secção ir-se-á dar a conhecer as séries que serão o alvo das previsões. Será apresentada uma série de inspeções padronizadas, tidas quase como imprescindíveis na prática da previsão hoje em dia. Serão referidos alguns acontecimentos e mudanças estruturais nas sociedades com possível relevância para a evolução do Produto Interno Bruto.

Quase todos os cálculos foram feitos usando o programa de econometria Gretl (versão 2016d), tendo para os restantes recorrido ao Excel. Para os cálculos no Gretl foram utilizados os procedimentos disponibilizados no âmbito da unidade curricular *Forecasting* lecionada pelo Professor Doutor Pedro Bação.

3.1 Definição

O Produto Interno Bruto real (*PIBr*), como medida de crescimento e do bem-estar das nações, será a série cuja evolução ao longo do horizonte temporal de 2008 a 2014 se tentará prever. A série engloba o período de 1960 a 2014, com um total de 55 observações, disponibilizadas pelas *PENN WORLD TABLES – PWT 9.0* (versão 9, Feenstra et al., 2015), e expressas em Paridades do Poder de Compra. As séries foram transformadas usando logaritmos e divididas em duas partes. A primeira, “amostra de treino”, entre 1960 e o período imediatamente antes da crise, 2007 (48 observações / *In-sample*). A segunda, de 2008 a 2014, correspondente ao período de “teste” para as previsões (7 observações / *Out-of-sample*).

Ao viajar-se sobre as estruturas das séries do PIBr pertencentes a duas economias em diferentes estados de desenvolvimento, Portugal (PT) e a Guiné-Bissau (GB), pretender-se-á desvendar características úteis para a definição da abordagem de previsão. Para isso, inicia-se a análise pela descrição e contextualização, muito sumárias, da evolução do PIB real das duas economias.

3.2 PIB real da Guiné-Bissau

Após a Proclamação Unilateral da Independência da Guiné-Bissau em 1973, liderada por Amílcar Cabral (Bafatá, 1924)⁸, o país mergulhou em instabilidade política, muito penalizadora e privativa de bem-estar para gerações do povo guineense (Figura 1). Ao analisar-se o gráfico do PIB real, saltam à vista do autor as quatro indisfarçáveis cavas que refletem algumas importantes realidades históricas da Guiné-Bissau. De 1976 a 1980, relataram-se períodos de escassez de bens de primeira necessidade como nunca antes visto. Em 1984, foi narrada a tentativa da nomeação da primeira mulher para a posição de Presidente do Movimento Reajustador⁹, que não durou três dias. Em 1994, realizaram-se as primeiras eleições livres e democráticas no país, cujo custo dos preparativos, iniciados em 1992, quase paralisou a economia. Em 1998 e 2012, registaram-se as revoltas militares que depuseram os então presidentes, João Bernardo Vieira (Nino) e Kumba Yala, respetivamente.

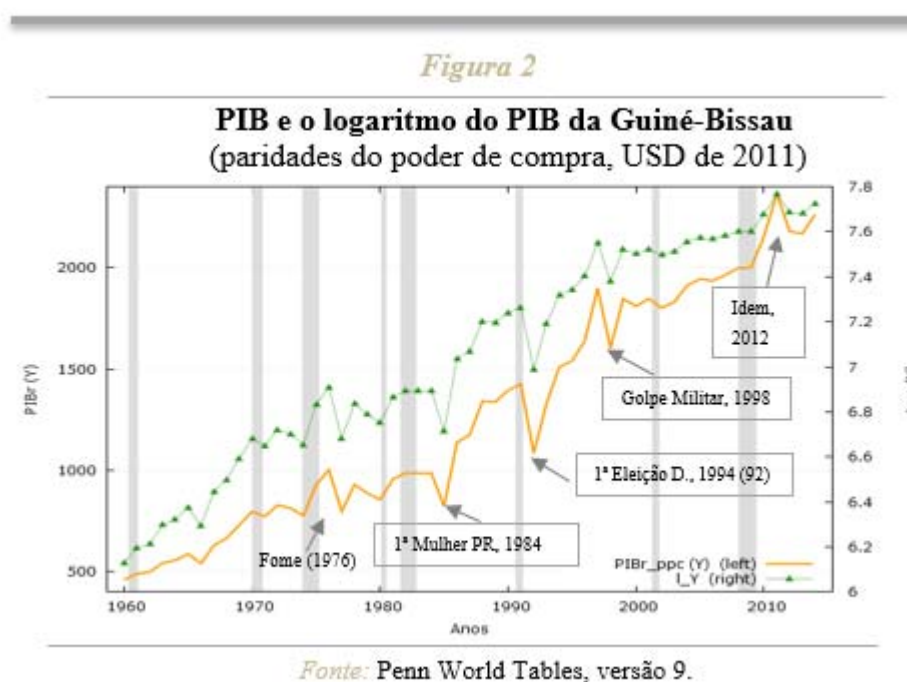


Figura 1: PIB real da Guiné-Bissau

Fonte: Penn World Tables, versão 9.

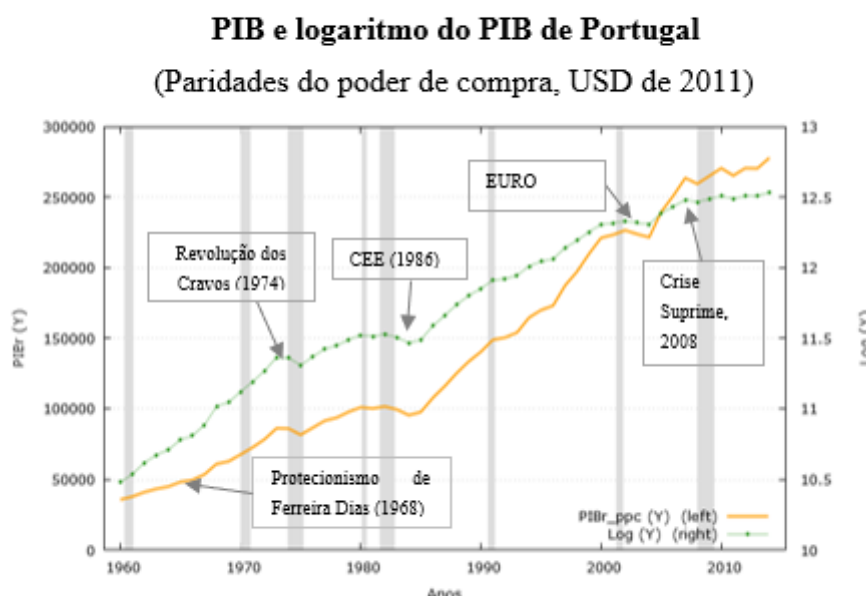
⁸ Imagem da capa (à direita) – Amílcar Cabral - líder independentista da Guiné-Bissau, reconhecida pelas Nações Unidas em 1974. Fonte: Sousa, J. (2016).

⁹ Ex-combatente Senhora e camarada Francisca Lucas Pereira Gomes (Bolama, 1942).

3.3 PIB real de Portugal

Apesar da ligação histórica entre os dois países, Portugal, como país mais avançado, defrontou desafios estruturais bastante distintos. Analisando a sua série do PIB real (Figura 2), embora com quebras muito mais suaves, as alterações da tendência também são indisfarçáveis. Estas iniciaram-se em 1968, altura em que Ferreira Dias impôs barreiras às importações, devido às dificuldades que se faziam sentir na sobrevivência da indústria siderúrgica, contrariando as normas da EFTA (Associação Europeia de Comércio Livre) de que Portugal fazia parte¹⁰. Após 1974, temos o retrato dos primeiros anos após a Revolução do 25 de Abril, que conduziu ao fim da ditadura e da guerra nas colónias africanas, e conseqüente regresso de muitos portugueses à terra natal.

Figura 3



Fonte: Penn World Tables, versão 9.

Figura 2: PIB real de Portugal

Fonte: Penn World Tables, versão 9.

¹⁰ Fonte: PEREIRA, João Martins, 2005 – Para a História da Indústria em Portugal - Aduos azotados e siderurgia, Lisboa, Imprensa de Ciências Sociais (<http://ler.letras.up.pt/uploads/ficheiros/3371.pdf>).

Em 1986 deu-se a entrada de Portugal na Comunidade Económica Europeia (CEE), a que se seguiria a adesão à área do Euro em 2002. Acentuou-se a desaceleração do ritmo de crescimento, e na última fase houve mesmo algum distanciamento da economia portuguesa da média europeia, em vez da convergência esperada. Em 2008, a crise financeira que se tinha iniciado nos EUA pôs à prova a robustez da economia portuguesa. O resultado foi a evolução para a crise da dívida, que levaria ao Programa de Assistência Económica e Financeira acordado em 2011.

3.4 Pré-inspeção das Séries

Antes de se avançar para a aplicação de modelos de previsão, importa aplicar mais alguns métodos de análise às séries temporais, procurando compreender melhor as suas características do ponto de vista estatístico.

As estatísticas descritivas das duas séries encontram-se no Apêndice A.I, bem como os histogramas. Os testes estatísticos indicam uma dispersão não-normal para os dois países, o que não é de estranhar dada a tendência geral de crescimento ao longo do tempo.

Seguiu-se a análise da estacionaridade ou não (Raiz unitária) das séries, com a ajuda do Teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF)¹¹. Optou-se pela aplicação do ADF sob duas perspetivas: apenas com a constante (adf_1) e com a constante e a tendência (adf_2) – Apêndice A.II. No primeiro caso, apurou-se se a série representa um processo gaussiano apenas em média (estacionária) enquanto, no segundo, se ela é estacionária ao longo de uma certa tendência. Os resultados confirmaram com naturalidade a não-estacionaridade para ambos os países. Aplicou-se então o teste às primeiras diferenças, concluindo-se agora que as séries são estacionárias em primeira diferença. Os gráficos destas séries estão no Apêndice A.III.

Em seguida testou-se a robustez da informação fornecida pelo ADF, visitando o teste KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin), que, simplificando, inverte as hipóteses do teste ADF. O teste KPSS vem confirmar a não-estacionaridade das séries em nível, e confirmar a estacionaridade na primeira diferença, tanto para a Guiné-Bissau como para Portugal.

¹¹ Hipótese nula (H_0): raiz unitária (implica não-estacionaridade); hipótese alternativa (H_A): estacionaridade (possivelmente “em tendência”).

4. MODELOS DE PREVISÃO DO CRESCIMENTO DO PRODUTO

O cálculo das previsões será concretizado recorrendo a cinco métodos. Dois dos métodos (o método da tendência linear de Holt e o modelo ARIMA) farão uso apenas da informação contida no passado da variável que pretendemos prever (o PIB real). Outros dois serão baseados em modelos teóricos do crescimento, pelo que nesses casos o crescimento do PIB dependerá das variáveis sugeridas pelos modelos teóricos, que serão o modelo de Solow (Mankiw *et al.*, 1992) e o modelo de Thirlwall (García-Molina *et al.*, 2009 e Soukiazis *et al.*, 2014). O último método, modelo VAR, empregará informação diversa para prever a evolução do PIB num contexto multivariado sem impor necessariamente restrições motivadas por algum modelo teórico.

4.1 Metodologia

Nesta presente subsecção, explicitar-se-á a metodologia a seguir com vista à materialização da previsão. As previsões a construir serão de dois tipos: *dinâmicas* (Tipo-1) – prever o crescimento nos últimos anos usando a informação disponível até 2007, na véspera da crise financeira internacional – e *recursivas* (Tipo-2), de modo a tirar partido das vantagens que lhes são associadas (Marcelino, M. *et al.*, 2005)¹². Por outras palavras, começar-se-á por utilizar os métodos para calcular previsões para 2008 (no caso das previsões com um horizonte temporal de um período), 2009 (horizonte temporal de dois períodos), etc., utilizando a série de dados até 2007. Em seguida, utilizaremos a série de dados até 2009 para reestimar os coeficientes e obter previsões para 2010 (previsões um período à frente), 2011 (previsões dois períodos à frente), etc. Desta forma, vai ser possível comparar o desempenho dos cinco métodos e das suas variantes para diversos horizontes da previsão.

¹² Horizonte temporal rolante ou em movimento (*Rolling or moving horizon*).

A qualidade das previsões dos modelos será avaliada pelos indicadores de maior destaque na literatura: o Erro Médio (ME), Erro Médio Absoluto (MAE) e o Erro Quadrático Médio da Previsão (MSE) ou a sua raiz quadrada (RMSE):

$$(4.1.14) \quad ME = \frac{\sum_{h=1}^n \hat{e}_{T+h|T}}{n} \quad \wedge \quad MAE = \frac{\sum_{h=1}^n |\hat{e}_{T+h|T}|}{n} \quad e$$

$$(4.1.15) \quad MSE = MSE = \frac{\sum_{h=1}^n (\hat{e}_{T+h|T})^2}{n} \quad \wedge \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^n (\hat{e}_{T+h|T})^2}{n}},$$

sendo $\hat{e}_{T+h|T} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h|T}$ o erro da previsão para $T+h$, $\hat{y}_{T+h|T}$ é a previsão do PIB real para $T+h$ dada a informação na amostra até ao período T , e y_{T+h} é o valor do PIB real observado em $T+h$.

4.2 Método Linear de HOLT

O método linear de Holt¹³ é uma vertente do método de alisamento exponencial que se adequa ao cálculo de previsões para uma série com tendência. Este método parte do pressuposto segundo a qual a previsão representa a média ponderada dos valores passados da variável (ou de funções dos valores passados da variável), sendo que o peso é exponencialmente decrescente à medida que nos distanciamos do presente. O método baseia-se na divisão da série em duas partes: *nível* (constante) e *declive* (tendência). Seja y_t o logaritmo do PIB real. Dados valores iniciais para o nível l (l_0) e o declive b (b_0), e dados valores para os parâmetros α e β , atualizem-se os valores de l e de b da seguinte forma:

$$(4.2.16) \quad l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

$$(4.2.17) \quad b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}.$$

As previsões de y , com um horizonte temporal de h períodos, dada a informação disponível até ao período T , são calculadas como

$$(4.2.18) \quad \hat{y}_{T+h|T} = l_T + hb_T.$$

Tendo estas previsões para o PIB real, pode-se calcular as taxas de crescimento médio prevista para cada horizonte temporal. Neste estudo será utilizada a inicialização usual:

¹³ Por vezes designado por “alisamento exponencial duplo” (*double exponential smoothing*).

$l_0 = y_1$ e $b_0 = y_2 - y_1$. Os valores de α e de β serão escolhidos de forma a minimizarem a raiz do erro quadrático médio da previsão (RMSE).

4.3 Modelos ARIMA

Os modelos ARIMA (p,d,q) tomam a seguinte forma:

$$(4.3.19) \quad \phi(L)(1-L)^d y_t = c + \theta(L)\epsilon_t .$$

Na equação acima, $\phi(L)$ é um polinómio de grau p em L , $\theta(L)$ é um polinómio de grau q em L , d é o número de diferenças aplicadas a y_t e ϵ_t é um processo ruído branco. Serão analisados os casos em que $d = 0$, $d = 1$ e $d = 2$. Assim, não se estará preocupado com a aplicação de testes estatísticos de estacionaridade/raiz unitária, mas antes, com o valor de d que produz previsões melhores. Os coeficientes dos polinómios e a constante (c) serão estimados (recursivamente, conforme foi descrito acima) através dos procedimentos disponíveis no Gretl. O grau dos polinómios será escolhido de acordo com o critério de informação de Akaike (AIC). Uma vez que se trata de dados anuais, o número máximo de defasamentos será dois, tanto para a componente autorregressiva, como para a componente média móvel. Esta escolha reflete o facto de tanto quanto se julga saber, ser pouco usual a existência de autocorrelações significativas de ordem superior a dois em séries macroeconómicas anuais.

4.4 Modelo de SOLOW

O modelo de Solow (1956), na formulação dinâmica apresentada por Mankiw *et al.* (1992), sugere a seguinte equação para a taxa média de crescimento do PIB real:

$$(4.4.20) \quad y_{t+h} - y_t = \beta_1 + \beta_2 y_t^a + \beta_3 i_{t,t+h} + \beta_4 n_{t,t+h} + \epsilon_{t,t+h}$$

na qual y_t^a representa o logaritmo do PIB real por elemento da população activa, $i_{t,t+h}$ é o logaritmo da média da taxa de investimento (rácio formação bruta de capital bruto/PIB) entre o período $t + 1$ e o período $t + h$ e $n_{t,t+h}$ é a taxa de variação da população ativa entre t e $t + h$:

$$(4.4.21) \quad n_{t,t+h} = \ln(N_{t+h}) - \ln(N_t) ,$$

sendo N_t a população ativa e a parcela $\epsilon_{t,t+h}$ o termo de erro. Como temos relativamente poucas observações, quando $h > 1$ usaremos intervalos temporais sobrepostos. O modelo será estimado pelo método dos mínimos quadrados ordinários (OLS).

Note-se que na Eq. (4.4.20) colocou-se como variável dependente a taxa média de crescimento do PIB real, enquanto Mankiw *et al.* (1992) colocaram como variável dependente a taxa média de crescimento do PIB real por elemento da população na idade ativa (considerada como sendo dos 15 aos 64). Esta diferença na definição da variável dependente é, em parte, irrelevante, pois a formulação que se vai utilizar acaba por ser equivalente à utilizada por Mankiw *et al.* (1992), dado que a taxa de crescimento da população ativa aparece também do lado esquerdo. A presente alteração corresponde, portanto, simultaneamente, a alterar a variável dependente e somar uma unidade ao coeficiente desta variável no lado esquerdo do modelo de Mankiw *et al.* (1992). Contudo, os dados disponíveis levam a que usemos a população total em vez da população na idade ativa.

4.5 Modelo de THIRLWALL

O modelo de Thirlwall sugere que a taxa de crescimento do PIB pode ser escrita como uma função da taxa de crescimento real das exportações e da taxa de crescimento da taxa de câmbio real, ou seja:

$$(4.5.22) \quad y_{t+h} - y_t = \beta_1(x_{t+h} - x_t) + \beta_2(e_{t+h} - e_t) + \epsilon_{t,t+h}$$

Na equação acima, x_t representa o logaritmo das exportações reais e e_t é o logaritmo da taxa de câmbio real efetiva. Tal como no caso do modelo de Solow, quando $h > 1$ serão usados intervalos temporais sobrepostos e estimar-se-á o modelo pelo método dos mínimos quadrados ordinários (OLS).

A disponibilidade de dados obriga a substituir a taxa de crescimento das exportações (bens e serviços) pela taxa de crescimento das exportações de bens – ver detalhes na secção 5.

Os métodos de previsão baseados em modelos teóricos colocam uma dificuldade adicional. Os modelos, tal como descritos pelas Equações (4.5.20) e (4.5.22), requerem previsões para as variáveis explicativas incluídas nesses modelos, para que possam ser utilizados na previsão da taxa de crescimento do PIB real. Para que o objeto de estudo do trabalho não se disperse, serão usados os valores efetivos das variáveis explicativas em

vez de previsões para essas variáveis. Desta forma, os modelos teóricos estarão a ser “beneficiados” face aos restantes modelos utilizados neste estudo.

4.6 Modelo VAR

O modelo VAR (de ordem k) será formulado da seguinte forma:

$$(4.5.23) \quad \begin{bmatrix} \Delta y_t \\ O_t \end{bmatrix} = B_0 + B_1 \begin{bmatrix} \Delta y_{t-1} \\ O_{t-1} \end{bmatrix} + \dots + B_k \begin{bmatrix} \Delta y_{t-k} \\ O_{t-k} \end{bmatrix} + \epsilon_t,$$

O_t representa as outras variáveis a incluir no modelo VAR. No caso do modelo VAR, calculam-se previsões para horizontes temporais superiores a um ano através da soma das previsões obtidas para a taxa de crescimento anual ao longo do horizonte temporal de previsão. Isto é:

$$(4.5.24) \quad \hat{r}_{T+h|T} = \sum_{i=1}^h \Delta \hat{y}_{T+i}$$

Serão utilizados os modelos VAR inspirados pelo modelo de Solow e pelo modelo de Thirlwall. O modelo VAR terá no vetor O_t o logaritmo da taxa de investimento e a taxa de crescimento da população (variáveis inspiradas pelo modelo de Solow – em relação à Eq. (4.4.20) estar-se-á a omitir o nível do PIB real por elemento da população ativa inicial, por esta variável ter uma natureza diferente das restantes, que terão um comportamento mais próximo da hipótese da estacionaridade). O modelo VAR terá ainda no vetor O_t a taxa de crescimento das exportações reais e a taxa de crescimento da taxa de câmbio real (variáveis inspiradas pelo modelo de Thirlwall). Em certa medida, estes modelos VAR permitem avaliar o efeito de se usar os valores efetivos em vez de previsões para as variáveis explicativas no desempenho dos modelos de Solow – Eq. (4.5.20) – e de Thirlwall – Eq. (4.5.22) – pois agora está-se a calcular previsões para a taxa de crescimento do PIB real com base na informação contida no passado das séries incluídas no modelo VAR.

5. DADOS E RESULTADOS

Encontrar dados para a Guiné-Bissau que permitissem a aplicação da metodologia descrita na secção anterior revelou-se muito difícil. A solução encontrada foi a que de seguida se vai detalhar.

As Penn World Tables (versão 9, Feenstra et al., 2015) contêm dados para a Guiné-Bissau de 1960 a 2014. Entre as séries disponíveis estão o peso das exportações de bens no PIB (csh_x) calculado pela ótica do produto a preços constantes em paridades do poder de compra (PPC)¹⁴. Usou-se esse peso e a série do PIB pela ótica do produto para obter uma série para as exportações. Em face disto, para o PIB real, naturalmente, foi usada a série do PIB calculado pela ótica do produto a preços constantes em paridades do poder de compra (PIBr). Para a taxa de câmbio real deu-se uso ao deflator do PIB da Guiné-Bissau avaliado em paridades do poder de compra dividido pelo deflator do PIB dos E.U.A. Como foi referido atrás, em vez da população em idade ativa foi usada a população total. Para a taxa de investimento usou-se o peso da formação bruta de capital no PIB calculado pela ótica do produto a preços constantes em paridades do poder de compra. Para Portugal, seguiu-se exatamente a mesma metodologia, mas neste caso as séries começam em 1950.

No Apêndice – A.IV podem ser encontradas as representações gráficas das séries com que se trabalhou para a Guiné-Bissau, enquanto no Apêndice – A.V encontram-se exibidas as séries correspondentes a Portugal.

A qualidade das previsões é avaliada em termos do enviesamento dos erros de previsão (medido pelo erro médio) e da magnitude dos erros (medida pelo erro quadrático médio, que dá mais peso aos erros com maior valor absoluto, e pelo erro absoluto médio, que dá peso igual ao valor absoluto de todos os erros). Os resultados estão apresentados na Tabela 1 para a Guiné-Bissau e na Tabela 2 para Portugal.

¹⁴ Não integra nas exportações os serviços, logo, peca por defeito.

Tabela 1: Resultados para a Guiné-Bissau

<i>h=1</i>					
	Holt	ARIMA	Solow	Thirlwall	VAR
ME	-0,008	0,010	-0,039	0,044	-0,004
MSE	0,051	0,057	0,057	0,071	0,065
MAE	0,044	0,047	0,049	0,055	0,054
<i>h=2</i>					
	Holt	ARIMA	Solow	Thirlwall	VAR
ME	-0,010	0,015	-0,055	0,065	-0,003
MSE	0,063	0,074	0,078	0,083	0,068
MAE	0,052	0,052	0,071	0,067	0,050
<i>h=3</i>					
	Holt	ARIMA	Solow	Thirlwall	VAR
ME	-0,002	0,034	-0,060	0,099	0,013
MSE	0,055	0,076	0,078	0,105	0,057
MAE	0,043	0,064	0,070	0,099	0,049

Notas: h é o horizonte da previsão. “ME” é o erro de previsão médio. “MSE” é o erro quadrático médio (média do quadrado dos erros de previsão). “MAE” é o erro absoluto médio (média do valor absoluto dos erros de previsão).

Tabela 2: Resultados para Portugal

<i>h=1</i>					
	Holt	ARIMA	Solow	Thirlwall	VAR
ME	-0,013	-0,015	-0,004	0,006	-0,036
MSE	0,028	0,029	0,025	0,034	0,042
MAE	0,020	0,022	0,020	0,029	0,036
<i>h=2</i>					
	Holt	ARIMA	Solow	Thirlwall	VAR
ME	-0,030	-0,034	-0,006	0,011	-0,078
MSE	0,039	0,042	0,033	0,052	0,081
MAE	0,030	0,035	0,030	0,042	0,078
<i>h=3</i>					
	Holt	ARIMA	Solow	Thirlwall	VAR
ME	-0,050	-0,054	-0,012	0,005	-0,104
MSE	0,060	0,060	0,042	0,049	0,105
MAE	0,054	0,054	0,037	0,045	0,104

Notas: h é o horizonte da previsão. “ME” é o erro de previsão médio. “MSE” é o erro quadrático médio (média do quadrado dos erros de previsão). “MAE” é o erro absoluto médio (média do valor absoluto dos erros de previsão).

No caso da Guiné-Bissau, o método linear de Holt é o que apresenta os melhores resultados em termos da magnitude dos erros de previsão. Apenas quando o horizonte de previsão é de dois períodos, o modelo VAR produz previsões um pouco melhores em termos do erro absoluto médio. O modelo de Thirlwall produz os piores resultados, que resultam essencialmente do grande enviesamento verificado (as previsões tendem a subestimar a realidade). O modelo de Solow tem um desempenho semelhante ao do modelo ARIMA.

No caso de Portugal, a ordenação dos métodos é diferente. O método que agora apresenta melhores resultados é o que usa o modelo de Solow. Todavia, o método linear de Holt ainda consegue igualar o desempenho do modelo de Solow quando o horizonte de previsão é de um ou dois períodos e o critério é o erro absoluto médio. O modelo VAR agora é o que apresenta o pior desempenho, com um enviesamento muito notório.

A magnitude dos erros é menor para Portugal do que para a Guiné-Bissau. No entanto, mesmo para Portugal, a magnitude dos erros é muito grande. Isto dá a impressão de que a componente imprevisível do crescimento é muito importante.

6. CONCLUSÃO

Neste trabalho fez-se uma revisão breve da literatura sobre os métodos de previsão do PIB real e uma comparação do desempenho de vários métodos de previsão nos casos da Guiné-Bissau e de Portugal. Os métodos foram comparados de acordo com o seu desempenho no período seguinte ao início da crise financeira internacional (2008-2010) e em horizontes de um, dois e três anos (sendo os dados anuais). Os resultados mostram que um método univariado simples – o método linear de Holt – produz previsões melhores para Guiné-Bissau do que métodos mais sofisticados e com melhor fundamentação na teoria económica. Possivelmente, os resultados podem traduzir as dificuldades em obter dados para a Guiné-Bissau. Alternativamente, podem querer dizer que as vicissitudes da Guiné-Bissau nas últimas décadas tornam difícil a aplicação dos modelos teóricos tradicionais. Isto apesar de usar-se os valores efetivos das variáveis explicativas nesses modelos, em vez de as terem sido previstos, como o que se teria feito na prática.

Com efeito, para Portugal, o método mais tradicional – o que é baseado no modelo neoclássico de Solow – é o que produz os melhores resultados. No entanto, a magnitude dos erros é também nesse caso significativa, dando razão aos que argumentam que o crescimento tem uma componente imprevisível muito grande.

Referências Bibliográficas

- BAFFIGI, A.; GOLINELLI, R.; PARIGI, G., 2004. *Bridge Models to Forecast Euro Area GDP*. International Journal of Forecasting, vol. 20, issue 3, July–September, pp. 447–460. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/4960428_Bridge_models_to_forecast_the_Euro_area_GDP> [acedido em 17.03.2017].
- BESSONOV, A., 2009. Short-Term Forecasting of GDP at the Bank of Latvia. Disponível em: <https://www.macroconomics.lv/sites/default/files/2009_09_27_bessonovs-short-term_forecasting_of_gdp.pdf>. [acedido em 26.07.2017].
- BESSONOV, A., 2015. Suite of Latvia's GDP Forecasting Models. Latvijas Banka, Eurosistema. Paper nº1, ISBN 978-9984-888-62-0. Disponível em: <<https://www.macroconomics.lv/short-term-forecasting-gdp-bank-latvia>>. [acedido em 03.03.2017].
- CANOVA, F. e CICCARELLI, M., 2003. *Forecasting and turning point predictions in a Bayesian panel VAR model*. Universitat Pompeu Fabra – Barcelona, Spain, CEPR - London, UK e Universidad de Alicante, Spain. Doi:10.1016/S0304-4076(03)00216-1. Disponível em: <<http://apps.eui.eu/Personal/Canova/Articles/fortupo.pdf>> [acedido em 21.07.2017].
- CLEMENTS e GALVÃO, 2008. *Macroeconomic Forecasting With MIDAS*. University of Warwick, Coventry e University of London, UK. American Statistical Association, Journal of Business & Economic Statistics. October 2008, Vol. 26, No. 4. Disponível em: <DOI 10.1198/073500108000000015> [acedido em 03.08.2017].
- DEL NEGRO, M. e SCHORFHEID, F., 2004. *Priors from General Equilibrium Models for VARs*. Paper Vol. 45, Nº 2. Federal Reserve Bank of Atlanta e University of Pennsylvania, U.S.A. Disponível em: <http://dept.ku.edu/~empirics/Emp-Coffee/delnegro-schorfheide_ier04.pdf> [acedido em 21.07.2017].
- FEENSTRA, R. C.; INKLAAR, R. e Timmer, M. P., 2015. The Next Generation of the Penn World Table" *American Economic Review*, 105(10), 3150-3182. Disponível em: <<http://www.rug.nl/ggdc/productivity/pwt/>> [acedido em 21.04.2017].
- FÉLIX, R. M. e NUNES, L. C., 2002. *Bayesian Forecasting Models for the Euro Area*. Banco de Portugal - Economic bulletin. Faculdade de Economia, Universidade Nova de Lisboa. Disponível em: <<https://core.ac.uk/download/pdf/6363339.pdf>> [acedido em 21.07.2017].
- FORONI e MARCELLINO, 2013. *A survey of econometric methods for mixed frequency Data*. Norges Bank Research. ISBN 978-82-7553-723-0. Disponível em: <http://cadmus.eui.eu/bitstream/handle/1814/25844/ECO_2013_02.pdf>. [acedido em 02.08.2017].

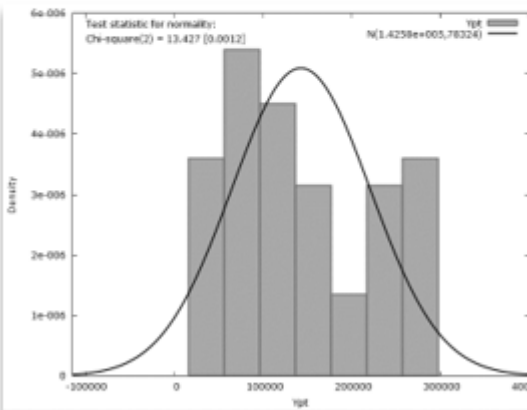
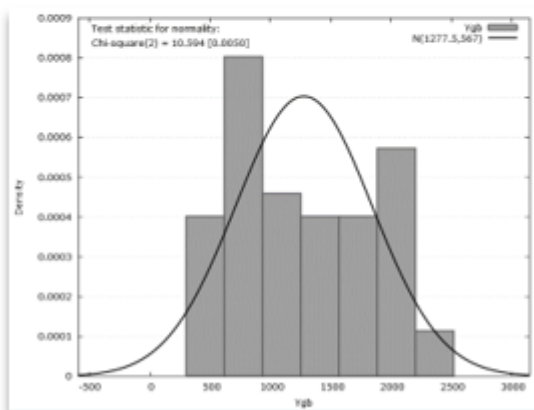
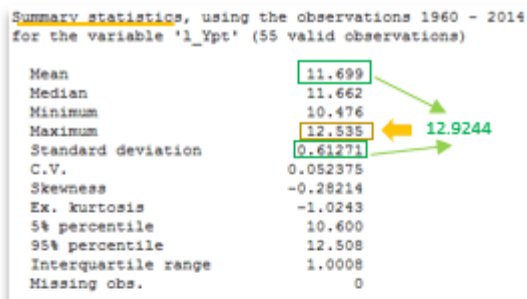
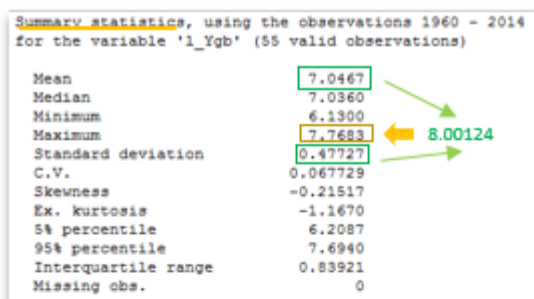
- GARCÍA-MOLINA, M. e RUÍZ-TAVERA, J. K., 2009. *Thirlwall's law and the two-gap model: toward a unified "dynamic gap" model*. National University of Colombia and Jorge Tadeo Lozano University. *Journal of Post Keynesian Economics* / Winter 2009–10, Vol. 32, No. 2 269. Disponível em: <DOI 10.2753/PKE0160-3477320209> [acedido em 01.03.2017].
- GHYSELS et al., 2004. *The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models*. University of North Carolina e CIRANO, The Anderson School (UCLA). Disponível em: < <http://docentes.fe.unl.pt/~psc/MIDAS.pdf>> [acedido em 08.03.2017].
- GUPTA, R. e STEINBACH, R., 2013. *A DSGE-VAR model for forecasting key South African*. *Economic Modelling*, 33 (2013) 19–33, SciVerse ScienceDirect. University of Pretoria e South African Reserve Bank, South Africa. Disponível em: <www.elsevier.com/locate/ecmod> [acedido em 17.03.2017].
- HENDRY e CLEMENTS, 2001. *Pooling of Forecasts*. University of Oxford e University of Warwick. *Econometrics Journal* (2002), volume 5, pp. 1–26. October. Disponível em: <<https://www.nuffield.ox.ac.uk/economics/papers/2002/w9/DFHMPCFrncEctJ.pdf>> [acedido em 20.06.2017].
- KITCHEN e MONACO, 2003. *Real-Time Forecasting in Practice: The U.S. Treasury Staff's Real-Time GDP Forecast System*. MPRA_paper_21068. Munich Personal RePEc Archive. U.S. Department of the Treasury. October. Main Treasury Washington, DC 20220. Disponível em: <https://mpra.ub.uni-uenchen.de/21068/2/MPRA_paper_21068.pdf> [acedido em 06.04.2017].
- KRAAY, A. e MONOKROUSSOS, G., 1999. *Growth Forecasts Using Time Series and Growth Models*". The World Bank. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.199.4175&rep=rep1&type=pdf>> [acedido em 03.03.2017].
- LAHIRI, K. e MONOKROUSSOS, G., 2012. *Nowcasting US GDP: The role of ISM business surveys*. University at Albany, State University of New York. *International Journal of Forecasting* 29 (2013) 644–658. [pdf]. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Kajal_Lahiri/publication/228455397_Nowcasting_US_GDP_The_role_of_ISM_business_surveys/links/09e4150d4960667d11000000.pdf> [acedido em 06.04.2017].
- LINDGREN, H. e NILSSEN, V., 2015. *MIDAS - Forecasting quarterly GDP using higher-frequency data*. UPPSALA UNIVERSITY - Department of statistics. January 12. Disponível em: <<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:783891/FULLTEXT01.pdf>> [acedido em 02.08.2017].
- LITTERMAN, R., 1985. *Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions – Five years of experience*. Work paper n° 274. Federal Reserve Bank of Minneapolis. Disponível em: < <https://www.minneapolisfed.org/research/wp/wp274.pdf>> [acedido em 21.07.2017].
- MANKIW, N. G. et al., 1992. *A Contribution to the Empirics of Economic Growth*. Harvard College and the Massachusetts Institute of Technology. Disponível em: <<https://hec.unil.ch/docs/files/40/285/mankiwromerweil92.pdf>> [acedido em 19.05.2017].
- MARCELINO, M. et al., 2002. *Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country*

- specific versus area-wide information*. February 12. Disponível em: <https://www.princeton.edu/~mwatson/papers/Marcellino_Stock_Watson_EER_2003.pdf> [acedido em 17.03.2017].
- MARCELINO, M. et al., 2005. *A comparison of direct and iterated multistep AR methods for forecasting macroeconomic time series*. Journal of Econometrics 135 (2006) 499–526. Disponível em: <https://www.princeton.edu/~mwatson/papers/Marcellino_Stock_Watson_JoE_2006.pdf> [acedido em 17.03.2017].
- MARIANO, R. S. e MURASAWA, Y., 2004. *Constructing a Coincident Index of Business Cycles without Assuming a One-Factor Model*. Institutional Knowledge at Singapore Management University, University of Pennsylvania, USA and Kyoto University, Japan. Paper n°. 22-2004. October. Disponível em: <http://ink.library.smu.edu.sg/cgi/viewcontent.cgi?article=1794&context=soe_research> [acedido em 17.07.2017].
- MONTGOMERY, D. M. et al., 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. 2ª Ed. Wiley.
- SIMS, C., 1998. *Vector Autoregressive Models for Multivariate Time Series*. Chapter 11 (pages 383-427). Disponível em: <https://www.google.pt/search?biw=1024&bih=536&q=Sims%2C+1998.+Vector+Autoregressive+Models+for+Multivariate+Time+Series&oq=Sims%2C+1998.+Vector+Autoregressive+Models+for+Multivariate+Time+Series&gs_l=psy-ab.3...8424.8424.0.11313.1.1.0.0.0.88.88.1.1.0.foo%2Cnso-ehuqi%3D1%2Cnso-ehuui%3D1%2Cewh%3D0%2Cnso-mplt%3D2%2Cnso-enksa%3D0%2Cnso-enfk%3D1%2Cnso-usnt%3D1%2Cnso-qnt-nppq%3D0-1701%2Cnso-qnt-npdq%3D0-54%2Cnso-qnt-npt%3D0-1%2Cnso-qnt-ndc%3D300%2Ccspa-dspm-nm-mnp%3D0-05%2Ccspa-dspm-nm-mxp%3D0-125%2Cnso-unt-nppq%3D0-17%2Cnso-unt-npdq%3D0-54%2Cnso-unt-npt%3D0-0602%2Cnso-unt-ndc%3D300%2Ccspa-uipm-nm-mnp%3D0-007525%2Ccspa-uipm-nm-mxp%3D0-052675%2Ccfro%3D1...0...1.1.64.psy-.0.0.0.g8VFcOMrZFI> [acedido em 17.07.2017].
- SOUSA, J., 2016. *AMILCAR CABRAL – Vida e Morte de um Revolucionário Africano*.
- STOCK, J. H. e WATSON, M. W., 2001. *VAR Model*. Harvard University, Cambridge, Massachusetts and Princeton, New Jersey. Research Associates, National Bureau of Economic Research, Cambridge, Massachusetts. Disponível em: <https://faculty.washington.edu/ezivot/econ584/stck_watson_var.pdf> [acedido em 19.07.2017].
- STOCK, J. H. e WATSON, M. W., 2002. *Forecasting Using Principal Components from a Large Number of Predictors*. Department of Economics and Woodrow Wilson School Princeton University. The National Science Foundation (SBR-9730489). Disponível em: <https://www.princeton.edu/~mwatson/papers/Stock_Watson_JASA_2002.pdf> [acedido em 19.06.2017].
- VIEGI, N., 2010. *VAR Models*. University of Pretoria. July. Disponível em: <<http://www.nvieg.net/teaching/master/var.pdf>> [acedido em 20.07.2017].
- VOGELSANG, T. J., 1998. *Trend Function Hypothesis Testing in the Presence of Serial Correlation*. Econometrica, Vol. 66, No. 1. (Jan), pp. 123-148. JSTOR <

<http://www.jstor.org>>. Disponível em: https://rmgsc.cr.usgs.gov/outgoing/threshold_articles/Vogelsang1998b.pdf> [acesso em 06.06.2017]. <

Apêndices

A. I – Estatística descritiva e a Histograma do PIBr da (GB) e (PT)



Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

A. II – Testes de estacionaridade das séries – ADF Aumentado e KPSS

a) GB (l_Ygb)-adf_1

a) PT (l_Ypt)-adf_1

```
Augmented Dickey-Fuller test for l_Ygb
testing down from 9 lags, criterion AIC
sample size 45
unit-root null hypothesis: a = 1

test with constant
including 2 lags of (1-L)l Ygb
model: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
estimated value of (a - 1): -0.0448291
test statistic: tau_c(1) = -1.22247
asymptotic p-value 0.6671
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0.005
lagged differences: F(2, 41) = 5.026 [0.0112]

Augmented Dickey-Fuller regression
OLS, using observations 1963-2007 (T = 45)
Dependent variable: d_l_Ygb
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	0.364884	0.256042	1.425	0.1617
l_Ygb_1	-0.0448291	0.0366710	-1.222	0.6671
d_l_Ygb_1	-0.473841	0.149996	-3.159	0.0030 ***
d_l_Ygb_2	-0.225297	0.149642	-1.506	0.1398

AIC: -76.0828 BIC: -68.8562 HQC: -73.3888

```
Augmented Dickey-Fuller test for l_Ypt
testing down from 9 lags, criterion AIC
sample size 43
unit-root null hypothesis: a = 1

test with constant
including 4 lags of (1-L)l Ypt
model: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
estimated value of (a - 1): -0.0153688
test statistic: tau_c(1) = -1.34844
asymptotic p-value 0.609
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.081
lagged differences: F(4, 37) = 3.210 [0.0233]

Augmented Dickey-Fuller regression
OLS, using observations 1965-2007 (T = 43)
Dependent variable: d_l_Ypt
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	0.217500	0.135879	1.601	0.1179
l_Ypt_1	-0.0153688	0.0113975	-1.348	0.6090
d_l_Ypt_1	0.448498	0.152019	2.950	0.0055 ***
d_l_Ypt_2	-0.283465	0.160891	-1.762	0.0864 *
d_l_Ypt_3	0.310591	0.166039	1.871	0.0693 *
d_l_Ypt_4	-0.388820	0.158168	-2.458	0.0188 **

AIC: -161.873 BIC: -151.305 HQC: -157.976

Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

b) GB (d_l_Ygb) - adf_1 (constante)

```
Augmented Dickey-Fuller test for d_l_Ygb
testing down from 9 lags, criterion AIC
sample size 45
unit-root null hypothesis: a = 1

with constant and trend
including one lag of (1-L)d_l_Ygb
model: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
estimated value of (a - 1): -1.73267
test statistic: tau_0(1) = -6.81358
asymptotic p-value 5.464e-009
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0.007

Augmented Dickey-Fuller regression
OLS, using observations 1961-2007 (T = 45)
Dependent variable: d_l_Ygb
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	0.0766059	0.0353547	2.167	0.0361 **
d_l_Ygb_1	-1.73267	0.254296	-6.814	5.46e-09 ***
d_d_l_Ygb_1	0.235529	0.151799	1.552	0.1284
time	-0.000900701	0.00116154	-0.7754	0.4425

AIC: -79.1269 BIC: -67.9003 HQC: -72.4329

b) PT (d_d_l_Ypt)_adf_1 (constante)

```
Augmented Dickey-Fuller test for d_d_l_Ypt
testing down from 9 lags, criterion AIC
sample size 39
unit-root null hypothesis: a = 1

test with constant
including 6 lags of (1-L)d_d_l_Ypt
model: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
estimated value of (a - 1): -3.58615
test statistic: tau_0(1) = -4.77828
asymptotic p-value 5.475e-005
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.011
lagged differences: F(6, 31) = 4.811 [0.0014]

Augmented Dickey-Fuller regression
OLS, using observations 1969-2007 (T = 39)
Dependent variable: d_d_l_Ypt
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	-0.00342061	0.00553810	-0.6177	0.5413
d_d_l_Ypt_1	-3.58615	0.780511	-4.778	5.47e-05 ***
d_d_d_l_Ypt_1	2.30434	0.478503	3.396	0.0019 ***
d_d_d_l_Ypt_2	1.69342	0.403476	2.806	0.0086 ***
d_d_d_l_Ypt_3	1.48846	0.482958	3.082	0.0043 ***
d_d_d_l_Ypt_4	0.896240	0.395235	2.521	0.0171 **
d_d_d_l_Ypt_5	0.708465	0.256548	2.762	0.0096 **
d_d_d_l_Ypt_6	0.452180	0.163426	2.767	0.0095 ***

AIC: -145.507 BIC: -132.199 HQC: -140.732

c) GB (l_Ygb) - adf_2 (constante + tendência)

```
Augmented Dickey-Fuller test for l_Ygb
testing down from 9 lags, criterion AIC
sample size 47
unit-root null hypothesis: a = 1

with constant and trend
including 0 lags of (1-L)l_Ygb
model: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + e
estimated value of (a - 1): -0.658817
test statistic: tau_0(1) = -4.663
p-value 0.002554
1st-order autocorrelation coeff. for e: -0.048

Dickey-Fuller regression
OLS, using observations 1961-2007 (T = 47)
Dependent variable: l_Ygb
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	4.10776	0.871798	4.712	2.48e-05 ***
l_Ygb_1	-0.658817	0.141286	-4.663	0.0026 ***
time	0.0198540	0.00447931	4.432	6.12e-05 ***

AIC: -90.6662 BIC: -85.1158 HQC: -88.5776

c) PT (d_d_l_Ypt)_adf_2 (constante + tendência)

```
Augmented Dickey-Fuller test for d_d_l_Ypt
testing down from 9 lags, criterion AIC
sample size 39
unit-root null hypothesis: a = 1

with constant and trend
including 6 lags of (1-L)d_d_l_Ypt
model: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
estimated value of (a - 1): -3.56864
test statistic: tau_0(1) = -4.7293
asymptotic p-value 5.0005829
1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.009
lagged differences: F(6, 30) = 4.740 [0.0017]

Augmented Dickey-Fuller regression
OLS, using observations 1969-2007 (T = 39)
Dependent variable: d_d_l_Ypt
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	-0.0152482	0.0152835	-0.9977	0.3264
d_d_l_Ypt_1	-3.56864	0.754581	-4.729	0.0006 ***
d_d_d_l_Ypt_1	2.21134	0.482478	3.343	0.0022 ***
d_d_d_l_Ypt_2	1.67155	0.407082	2.753	0.0099 ***
d_d_d_l_Ypt_3	1.46938	0.485930	3.024	0.0051 ***
d_d_d_l_Ypt_4	0.989248	0.397312	2.490	0.0185 **
d_d_d_l_Ypt_5	0.705874	0.257860	2.737	0.0103 **
d_d_d_l_Ypt_6	0.453477	0.164258	2.742	0.0097 ***
time	0.000408786	0.000491959	0.8309	0.4126

AIC: -144.394 BIC: -129.422 HQC: -139.023

d) GB (l_Ygb)_kpss_1

```
KPSS regression
OLS, using observations 1960-2007 (T = 48)
Dependent variable: l_Ygb
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	6.95488	0.0634951	109.5	2.88e-058 ***

AIC: 58.3731 BIC: 60.2443 HQC: 59.0802

Robust estimate of variance: 0.681459
Sum of squares of cumulated residuals: 1995.1

```
KPSS test for l_Ygb
T = 48
Lag truncation parameter = 3
Test statistic = 1.2707
```

	10%	5%	1%
Critical values:	0.352	0.462	0.723
F-value <	0.01		

d) PT (l_Ypt)_kpss_1

```
KPSS regression
OLS, using observations 1960-2007 (T = 48)
Dependent variable: l_Ypt
```

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	11.5816	0.0818409	141.5	1.77e-063 ***

AIC: 82.7393 BIC: 84.6105 HQC: 83.4464

Robust estimate of variance: 1.14622
Sum of squares of cumulated residuals: 3363.17

```
KPSS test for l_Ypt
T = 48
Lag truncation parameter = 3
Test statistic = 1.2735
```

	10%	5%	1%
Critical values:	0.352	0.462	0.723
F-value <	0.01		

e) GB (d_l_Ygb) _kpss_1

```

KPSS regression
OLS, using observations 1961-2007 (T = 47)
Dependent variable: d_l_Ygb

      coefficient  std. error  t-ratio  p-value
-----
const    0.0309155   0.0156327   1.978   0.0540 *

AIC: -75.5624  BIC: -73.7123  HQC: -74.8662

Robust estimate of variance: 0.00469619
Sum of squares of cumulated residuals: 0.87502

KPSS test for d_l_Ygb

T = 47
Lag truncation parameter = 3
Test statistic = 0.0843484

      10%      5%      1%
Critical values: 0.352  0.462  0.723
P-value > .10
    
```

e) PT (d_l_Ypt) _kpss_1

```

KPSS regression
OLS, using observations 1961-2007 (T = 47)
Dependent variable: d_l_Ypt

      coefficient  std. error  t-ratio  p-value
-----
const    0.0426883   0.00545760   7.822   5.42e-010 ***

AIC: -174.484  BIC: -172.634  HQC: -173.788

Robust estimate of variance: 0.00214438
Sum of squares of cumulated residuals: 0.895366

KPSS test for d_l_Ypt

T = 47
Lag truncation parameter = 3
Test statistic = 0.189018

      10%      5%      1%
Critical values: 0.352  0.462  0.723
P-value > .10
    
```

f) GB (l_Ygb) kpss_2

```

KPSS regression
OLS, using observations 1960-2007 (T = 48)
Dependent variable: l_Ygb

      coefficient  std. error  t-ratio  p-value
-----
const    6.20260      0.0276893   224.0   1.55e-071 ***
time     0.0307053   0.000983794   31.21   1.32e-032 ***

AIC: -88.3812  BIC: -84.6388  HQC: -86.9669

Robust estimate of variance: 0.0147797
Sum of squares of cumulated residuals: 2.54308

KPSS test for l_Ygb (including trend)

T = 48
Lag truncation parameter = 3
Test statistic = 0.0746813

      10%      5%      1%
Critical values: 0.121  0.149  0.213
P-value > .10
    
```

f) PT (l_Ypt) kpss_2

```

KPSS regression
OLS, using observations 1960-2007 (T = 48)
Dependent variable: l_Ypt

      coefficient  std. error  t-ratio  p-value
-----
const    10.6002      0.0248120   427.2   1.99e-084 ***
time     0.0400570   0.000881565   45.44   7.16e-040 ***

AIC: -98.9141  BIC: -95.1717  HQC: -97.4999

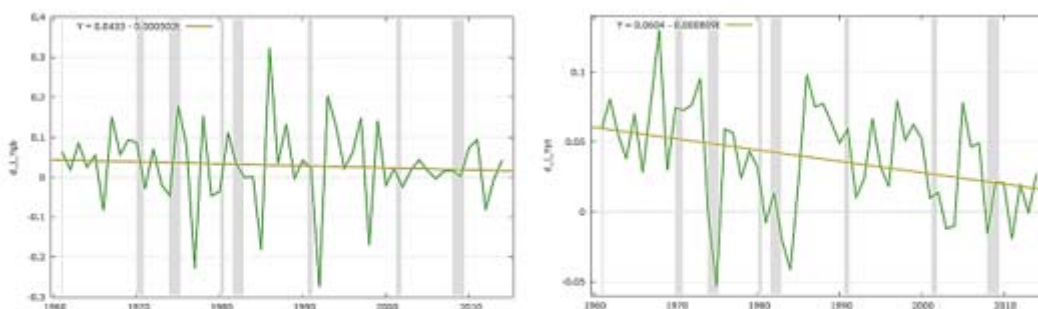
Robust estimate of variance: 0.0218374
Sum of squares of cumulated residuals: 6.4938

KPSS test for l_Ypt (including trend)

T = 48
Lag truncation parameter = 3
Test statistic = 0.129067

      10%      5%      1%
Critical values: 0.121  0.149  0.213
Interpolated p-value: 0.088
    
```

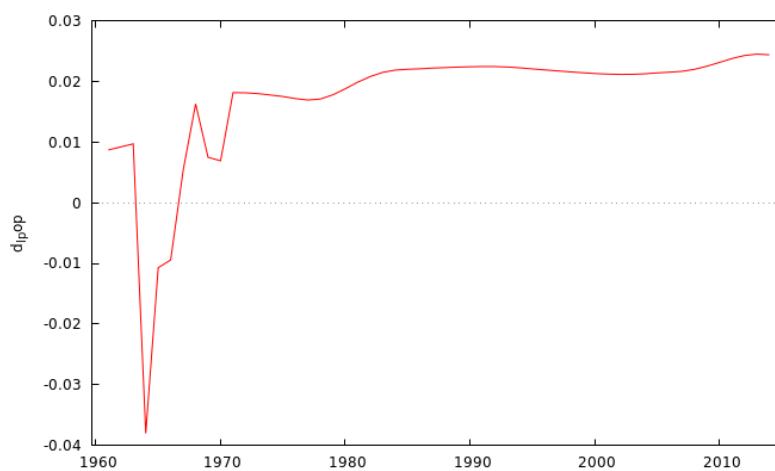
A. III – Gráfico das Primeiras diferenças do l_PIBr da GB e PT:



Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

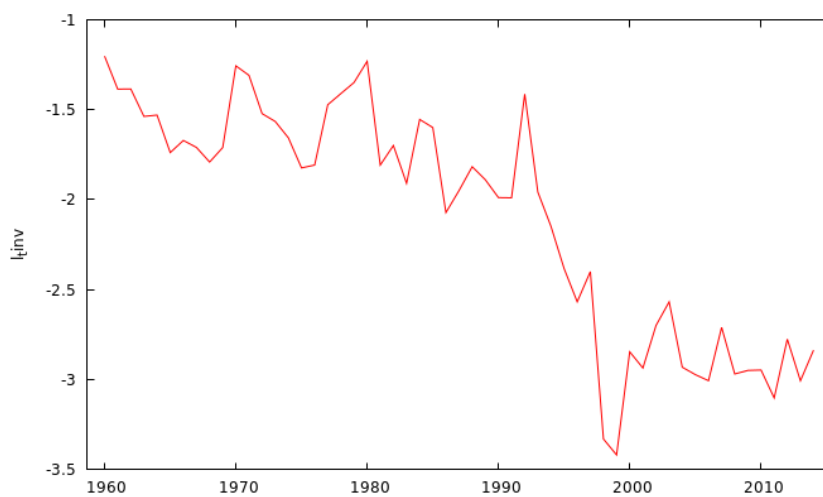
A. IV – Gráficos das séries da Guiné-Bissau

- Primeira diferença do logaritmo da população da Guiné-Bissau



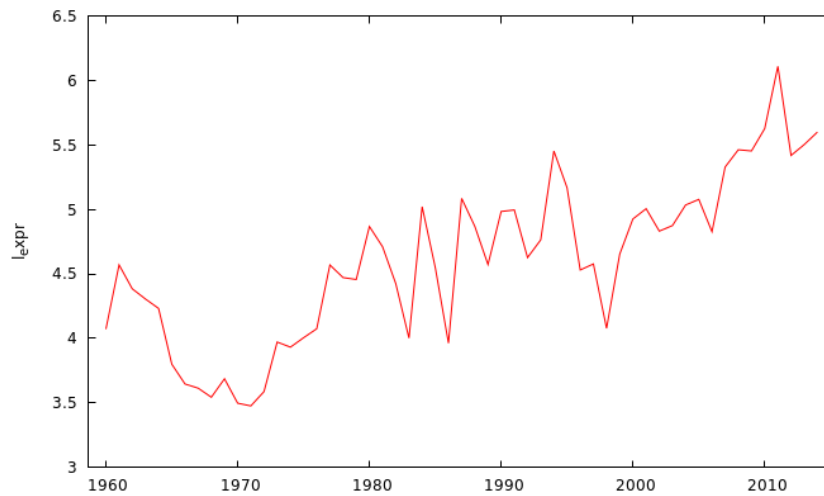
Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

- *Logaritmo da taxa de investimento da Guiné-Bissau*



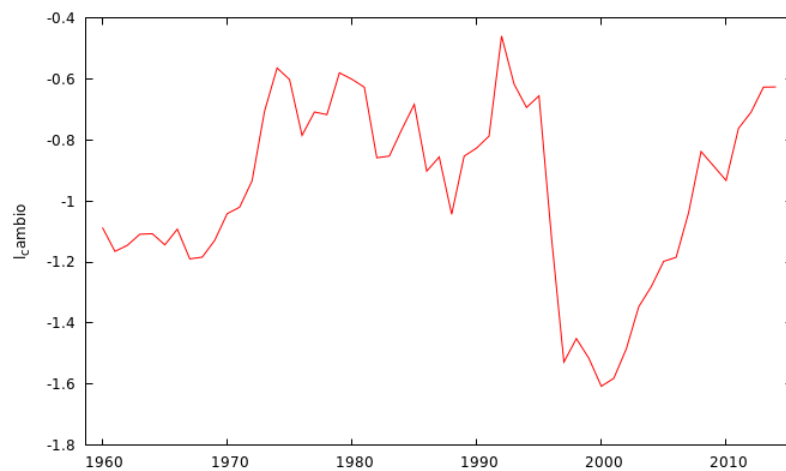
Fonte: Penn World Tables, versão 9.

- *Logaritmo da série usada para representar as exportações*



Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

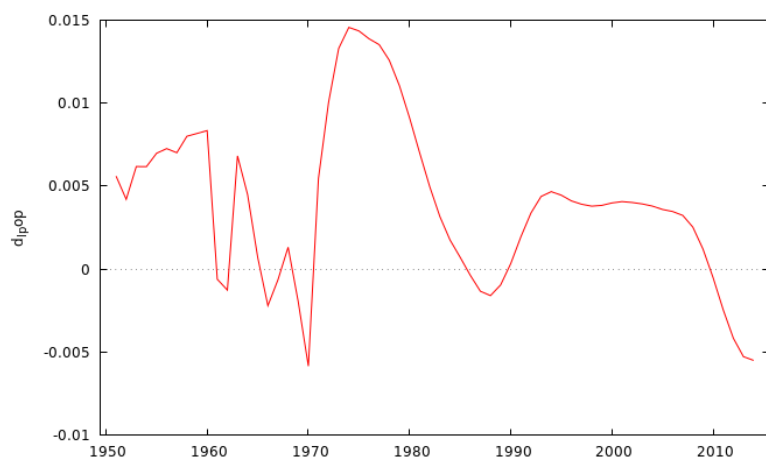
- **Logaritmo da série usada para representar a taxa de câmbio real da Guiné-Bissau**



Fonte: Penn World Tables, versão 9.

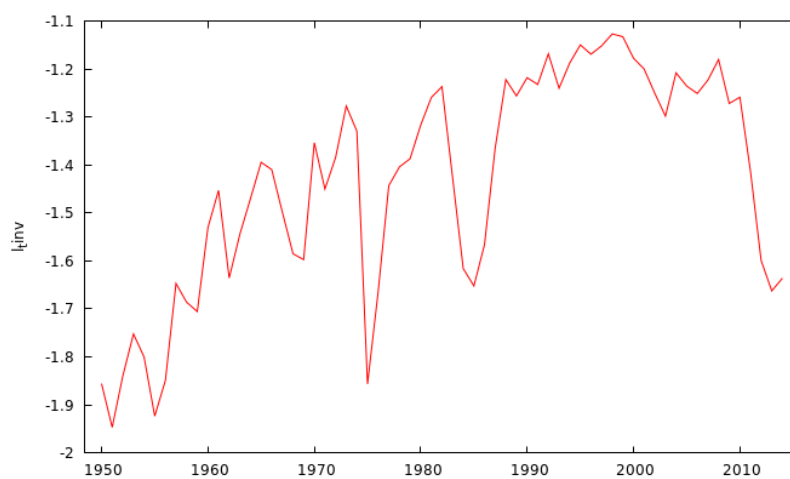
A. V – Gráficos das séries de Portugal

- Primeira diferença do logaritmo da população de Portugal



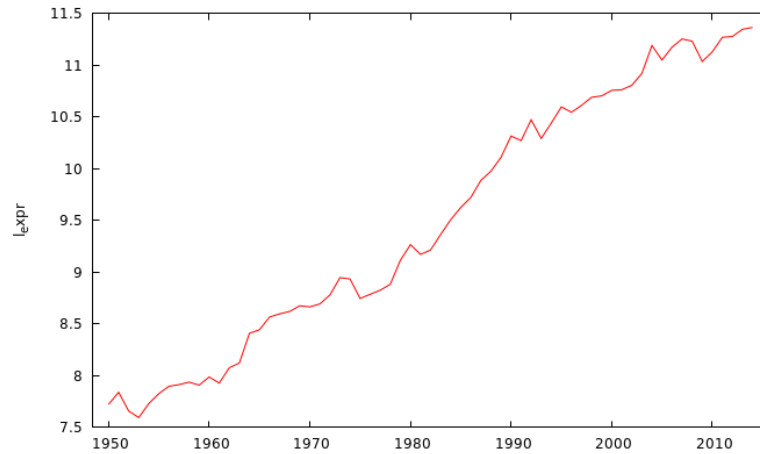
Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

- Logaritmo da taxa de investimento de Portugal



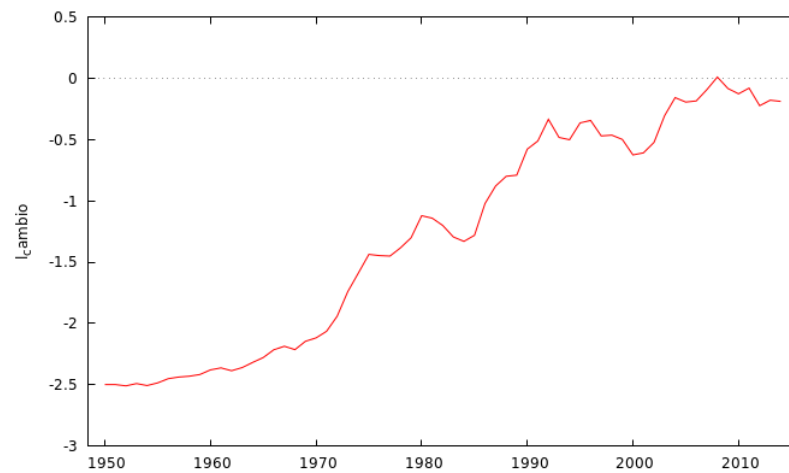
Fonte: Penn World Tables, versão 9.

- Logaritmo da série usada para representar as exportações de Portugal



Fonte: Cálculo do autor com base nos dados das Penn World Tables, versão 9.

- Logaritmo da série usada para representar a taxa de câmbio real de Portugal



Fonte: Penn World Tables, versão 9.

FIM

DANILDO SOUTO-AMADO

E-mail: damado19@gmail.com

Coimbra - Portugal