
PREVISÃO DA PROCURA TURÍSTICA POR PORTUGAL COM
MODELOS QUANTITATIVOS ALTERNATIVOS: A EFICIÊNCIA
COMPARATIVA DOS MODELOS ECONOMÉTRICOS

Tiago André de Bettencourt Pacheco

Dissertação

Mestrado em Economia e Administração de Empresas

Orientado por
Maria Margarida Malheiro Queiroz de Mello

2019

Resumo

Na última década, o setor turístico em Portugal tem registado um forte aumento dos fluxos de exportação com impactos relevantes na economia nacional. No âmbito da exportação, numa amostra entre 2000 e 2018, o número de dormidas dos cinco países europeus mais exportadores duplicou de 11.8 para 24.1 milhões.

É, portanto, importante para os agentes económicos envolvidos, a disponibilização de informação que analise e preveja a evolução da procura a fim de tomar decisões no que diz respeito ao investimento e à definição de políticas no domínio.

Com efeito, o objetivo deste trabalho é verificar se, no quadro dos modelos quantitativos, podem ser obtidas as estimativas e previsões mais fiáveis para o comportamento da procura com modelos econométricos estruturais em relação aos modelos a-teóricos. Para tal, estima-se e compara-se a precisão das previsões dos modelos a-teóricos: modelo constante (CONS) e auto-regressivo (AR(4)), bem como do modelo estrutural: auto-regressivo com desfasamentos distribuídos (ARDL).

O modelo estrutural ARDL, estudado com as variáveis explicativas: rendimento, preços e preços concorrentes, apresenta, de facto, os resultados mais precisos para todas as origens estudadas: Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido no período de 2017-2018 confirmando que a maior complexidade dos modelos ARDL reflete, também, uma maior precisão.

Abstract

In the last decade the tourism sector in Portugal has registered a strong increase of the exporting flow with relevant impacts in the national economy. In the export domain, between 2000 and 2018 the number of trips, has duplicated from 11.8 to 24.1 million.

Therefore, it is vital for all the involved economical agents the availability of information that analyses and predicts the evolution of demand in the country in order to make better decisions in both investment and policies.

Hence, the objective of this work is to demonstrate that, within the quantitative models' spectrum, it can be obtained more accurate estimations and forecasts for demand with structural econometric models than with ad-hoc models. The forecasting accuracy is, thus, estimated and compared for the ad-hoc models no-change (CONS) and auto-regressive (AR(4)), as well as for the structural model autoregressive distributed lag and static distributed lag (ARDL).

The structural ARDL, studied with the explanatory variables income, prices and concurrent prices presents indeed the most accurate results for all the studied origins (Germany, Spain, France, Netherlands and United Kingdom) in the period 2017-2018 confirming that the complexity of the ARDL also reflects on a larger accuracy.

Índice geral

1. Introdução	1
2. Revisão da literatura sobre métodos de previsão aplicados à procura turística	3
2.1. Previsão da procura turística: métodos e medidas de precisão	3
2.1.1. Generalidades sobre os métodos de previsão	5
2.1.2. Medidas de precisão das previsões	7
2.2. Modelos de previsão qualitativos	8
2.2.1. Método delphi	9
2.2.2. Simulação de cenários	11
2.2.3. Técnica nominal de grupo	12
2.3. Modelos de previsão quantitativos	13
2.3.1. Modelos de previsão a-teóricos	15
2.3.2. Modelos de previsão estruturais multivariados	19
2.3.3. Modelos de previsão baseados em programas computacionais	25
3. Análise estatística das séries temporais relevantes	27
3.1. Considerações gerais sobre as séries temporais relevantes	27
3.2. A procura turística, preço e rendimento da Alemanha	32
3.3. A procura turística, preço e rendimento da Espanha	33
3.4. A procura turística, preço e rendimento da França	35
3.5. A procura turística, preço e rendimento da Holanda	37
3.6. A procura turística, preço e rendimento do Reino Unido	39
4. Especificação e estimação dos modelos empíricos	41
4.1. Modelos constantes das procuras turísticas	41
4.2. Modelos AR das procuras turísticas	43
4.3. Modelos ARDL/EC das procuras turísticas	45
4.4. Análise comparativa das performances preditivas dos modelos estimados	52
5. Conclusões	57
Bibliografia	59
Anexos	66

Índice de tabelas

Tabela 2.1. - Os métodos de previsão mais comumente usado na literatura	5
Tabela 3.1. - Número de dormidas (10^3) e respetivas taxas de variação (%) das origens relevantes (2000-2018)	27
Tabela 4.1. - Estimativas dos coeficientes dos modelos constante (4.1)	42
Tabela 4.2. - Previsões da procura turística com o modelo contante	43
Tabela 4.3. - Estimativas dos coeficientes dos modelos AR (4.2)	44
Tabela 4.4. - Previsões da procura turística com os modelos AR(4)	45
Tabela 4.5. - Estimativas dos coeficientes dos modelos ARDL com correção de Newey-West (4.3)	48
Tabela 4.6. - Velocidades de ajustamento estimadas (v_a) das procuras turísticas	50
Tabela 4.7. - Estimativas dos coeficientes de longo prazo do modelo ARDL	50
Tabela 4.8. - Resultados dos testes ADF para as séries dos erros de equilíbrio das regressões de longo prazo dos modelos ARDL	51
Tabela 4.9. - Previsões da procura turística com os modelos ARDL	52
Tabela 4.10. - Desempenho preditivo dos modelos C, AR(4) e ARDL das procuras turísticas em Portugal da Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino	53

Índice de figuras

Figura 3.1. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Alemães ($PT_{ALEMANHA}$)	32
Figura 3.2. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Alemães ($PR_{ALEMANHA}$)	33
Figura 3.3. - Rendimento trimestral <i>per capita</i> (Euros) da Alemanha ($RND_{ALEMANHA}$)	33
Figura 3.4. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Espanhóis ($PT_{ESPANHA}$)	34
Figura 3.5. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Espanhóis ($PR_{ESPANHA}$)	35
Figura 3.6. - Rendimento trimestral <i>per capita</i> (Euros) da Espanha ($RND_{ESPANHA}$)	35
Figura 3.7. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Franceses ($PT_{FRANÇA}$)	36
Figura 3.8. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Franceses ($PR_{FRANÇA}$)	37
Figura 3.9. - Rendimento trimestral <i>per capita</i> (Euros) da França ($RND_{FRANÇA}$)	37
Figura 3.10. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Holandeses ($PT_{HOLANDA}$)	38
Figura 3.11. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Holandeses ($PR_{HOLANDA}$)	38
Figura 3.12. - Rendimento trimestral <i>per capita</i> (Euros) da Holanda ($RND_{HOLANDA}$)	39
Figura 3.13. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas do Reino Unido ($PT_{R.UNIDO}$)	39
Figura 3.14. - Preço efetivo de Portugal percebido pelos turistas do Reino Unido ($PR_{R.UNIDO}$)	40
Figura 3.15. - Rendimento trimestral <i>per capita</i> (Euros) do Reino Unido ($RND_{R.UNIDO}$)	40
Figura 4.1. - Procura turística da Alemanha e previsões dos modelos	54
Figura 4.2. - Procura turística da Espanha e previsões dos modelos	54
Figura 4.3. - Procura turística da França e previsões dos modelos	55
Figura 4.4. - Procura turística da Holanda e previsões dos modelos	55
Figura 4.5. - Procura turística do Reino Unido e previsões dos modelos	55

Índice de abreviaturas

ADF - Teste de Dickey-Fuller aumentado

AIC - Critério de informação de Akaike

AIDS - Sistema quase ideal de procura

ANN - Redes neuronais artificiais

AR - Auto-regressivo

ARDL - Auto-regressivo com defasamentos distribuídos

ARIMA - Modelo auto-regressivo integrado e médias móveis

BG - Teste de Breusch-Godfrey

CONS - Constante

MAPE - Erro absoluto médio percentual

EC - Correção de erro

EXP - Alisamento exponencial

GA - Algoritmos genéticos

IPC - Índice de preços de consumo

MA - Médias móveis

SBC - Critério de informação de Schwarz

SVR - Regressão com vetores de suporte

TVP - Parâmetros variáveis no tempo

VAR - Vetor auto-regressivo

1. Introdução

O setor turístico tem vindo a ter, ao longo das mais recentes décadas, uma crescente importância na economia Portuguesa. Essa importância pode ser ilustrada pelo último valor confirmado pelo Instituto Nacional de Estatística do peso do setor em 2017 de 7.5% do Valor Acrescentado Bruto nacional quando em 2014 este valor era de 6.5%. A indústria do turismo é composta por uma grande quantidade de empresas de vasta diversidade de setores que vão dos transportes à hotelaria, da religião à saúde, do imobiliário à recreação. Os agentes económicos nestes setores necessitam de informação fiável e rigorosa sobre o comportamento atual e futuro da procura que lhes é dirigida de forma a poderem planear e implementar as respostas mais eficazes e lucrativas aos desafios com que se deparam.

A precisão da previsão da procura é, pois, uma ferramenta essencial ao bom governo de qualquer negócio, mas mais ainda na gestão da atividade turística por ser esta particularmente sujeita à imprevisibilidade decorrente das típicas flutuações sazonais e da grande sensibilidade dos turistas e dos seus hábitos a eventos que possam perturbar o ideal de férias que adotam. Assim, a correta identificação das determinantes da procura turística e a estimação competente da sua influência através de especificações que traduzam com fiabilidade o processo de geração dos dados, é condição *sine qua non* existem condições para produzir informação em quantidade e qualidade capaz de efetivamente contribuir para uma melhor eficácia da gestão desta atividade económica. Com efeito, a escrupulosa especificação de modelos quantitativos da procura turística tem um papel fundamental na capacidade de não só explicar o comportamento dos consumidores/turistas, mas também de produzir previsões confiáveis que permitam ao lado da oferta antecipar corretamente as respostas que melhor se ajustem às variações da procura.

O rigor e cuidado aplicados na construção das especificações econométricas e nos testes de diagnóstico que verificam a sua robustez estatística e consistência teórica, permitindo obter previsões mais precisas e fiáveis, devem estabelecer-se como regra no trabalho aplicado de previsão e não serem vistos como exceção demasiado onerosa para ser posta em prática.

Com efeito, o objetivo principal deste trabalho é demonstrar que estimativas e previsões fiáveis para o comportamento da procura turística são preferencialmente obtidas com modelos econométricos competentemente especificados e exaustivamente testados segundo os princípios da teoria económica e dentro das regras metodológicas da econometria.

Num contexto analítico focado na procura turística de diversas origens Europeias dirigida a Portugal no período 2000-2018, obtêm-se previsões para os 8 últimos trimestres deste período (previsão *ex-post*) com especificações alternativas incluindo modelos a-teóricos e um conjunto de modelos estruturais multivariados. Essas previsões são depois comparadas entre si, usando as medidas mais comumente prescritas na literatura, determinando assim quais os modelos que têm o melhor desempenho em termos de previsão.

A variável a explicar (e prever) é a procura turística dirigida a Portugal proveniente das origens Europeias com maior peso na balança turística nacional: Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido. A procura turística destas origens usa como “*proxy*” o número de dormidas trimestral de cada origem fornecido pelo Instituto Nacional de Estatística. Nos modelos multivariados são usadas como explicativas as seguintes variáveis: uma “*proxy*” para a evolução dos preços relativos entre as origens e o destino que, no caso do RU, são ponderados pela taxa de câmbio; uma “*proxy*” para o rendimento disponível *per capita* da população da origem; e um conjunto de variáveis binárias que modelam as quebras estruturais ocorridas e as flutuações sazonais típicas da procura turística. Para efeitos de previsão, a procura turística ao conter uma elevada sazonalidade requer regressões que capturem este efeito.

Adicionalmente, para prosseguir com a avaliação do desempenho da previsão de modelos alternativos, estimam-se também modelos multivariados auto-regressivos com desfaseamentos distribuídos (ARDL). Estes são modelos econométricos estruturais mais complexos que permitem discernir os impactos de curto e longo prazo das variáveis independentes na variável dependente por meio de um mecanismo de correção de erro (ECM). Este mecanismo funciona como um “atractor” das flutuações de curto-prazo em redor do caminho de equilíbrio de longo-prazo da variável dependente. O modelo ARDL confere maior precisão em relação ao modelo constante e auto-regressivo em todos os países estudados.

Este estudo está estruturado da seguinte forma: o capítulo 2 apresenta uma revisão da literatura abordando os métodos de previsão mais utilizados na literatura. O capítulo 3 descreve e analisa a informação recolhida sobre todas as variáveis incluídas nos modelos. O capítulo 4 descreve a construção dos modelos univariados a-teóricos (constante e auto-regressivo); e dos modelos estruturais multivariados para prever as procuras turísticas alemã, espanhola, francesa, holandesa e britânica dirigidas a Portugal. O capítulo 5 avalia a precisão das previsões de cada modelo e compara os seus diferentes desempenhos. O capítulo 6 apresenta as principais conclusões deste trabalho.

2. Revisão da literatura sobre métodos de previsão aplicados à procura turística

Este capítulo desenvolve-se ao longo de três secções. A primeira apresenta uma apreciação geral da literatura sobre as diferentes metodologias de previsão aplicadas à procura turística, e sobre as métricas mais comumente utilizadas para quantificar os erros de previsão. A segunda, foca-se na literatura que aborda modelos de previsão qualitativos tais como o método *delphi*, a simulação de cenários e a técnica nominal de grupo. A terceira descreve as especificações de três tipos de modelos quantitativos: (1) modelos a-teóricos tais como os de alisamento exponencial (EXP), os constantes (CONS) e os univariados auto-regressivo integrados de médias móveis (ARIMA); (2) modelos estruturais multivariados tais como os auto-regressivos com desfasamentos distribuídos e mecanismo de correção de erro (ARDL/ECM), os vetores auto-regressivos (VAR), os modelos de parâmetros variáveis no tempo (TVP) e os sistemas estáticos e dinâmicos de procura quase ideal (AIDS); (3) modelos quantitativos desenvolvidos com base em programas de inteligência artificial tais como, as redes neuronais (ANN), as regressões com vetores de suporte (SVR) e os algoritmos genéticos (GA).

2.1. Previsão da procura turística: métodos e medidas de precisão

Os gastos turísticos, têm um papel significativo no bem-estar dos residentes das áreas visitadas. Uma diferença no número de turistas ou na escala da sua despesa pode resultar em alterações significativas no rendimento, emprego, impostos cobrados, balança de pagamentos, ambiente e cultura das regiões de destino. Uma quebra na procura pode trazer a diminuição do nível de vida e a subida do desemprego nos destinos enquanto o oposto pode resultar num aumento do emprego, rendimento, produtividade e inflação ou, por vezes, ameaçar a qualidade e sustentabilidade do meio ambiente local. Consequentemente, a indústria do turismo afeta grande parte dos sectores da economia e respetivos agentes económicos – indivíduos, famílias, negócios privados e sector público.

As consequências que as variações da procura turística trazem, podem ser, por si só, um incentivo para melhor entender e prever o processo de tomada de decisão dos turistas. Também as decisões de investimento e as políticas associadas ao sector dependem, em última

instância, da precisão com que se pode explicar e se pode prever a procura. A utilização de teorias e modelos inapropriados nos estudos empíricos pode resultar em especificações incorretas o que, por sua vez, pode levar a medidas enviesadas na mensuração da resposta da procura a mudanças nas suas determinantes e na credibilidade estatística das previsões da sua evolução futura. Com efeito, a escrupulosa especificação de modelos empíricos para explicar e prever o comportamento da procura turística tem um papel fundamental na capacidade de não só explicar o comportamento dos consumidores/turistas, mas também na de produzir previsões confiáveis que permitam ao lado da oferta antecipar corretamente as respostas que melhor se ajustam às variações da procura.

Neste âmbito, no quadro dos modelos quantitativos a-teóricos, o modelo constante (CONS) e o modelo auto-regressivo univariado (ARIMA) superam o modelo de suavização exponencial (EXP) na maioria dos estudos empíricos (e.g. Cho, 2001; Smeral e Wuger, 2004; Kon e Turner, 2005; Li *et al.*, 2006; Lee *et al.*, 2010). No entanto e segundo Chen *et al.* (2009), quando se pretende previsões para 2 períodos à frente, o modelo auto-regressivo parece ser o modelo mais preciso quando comparado com os modelos CONS e EXP. Isto parece implicar que, para se prever a procura turística no período seguinte, pode ser mais avisado ignorar o modelo de suavização exponencial e, em vez dele, utilizar o modelo constante que prevê uma procura estável e igual à do período atual para o próximo período.

No âmbito dos modelos estruturais multivariados, vários estudos mostram que, apesar de serem desenvolvidas técnicas que melhoram a precisão das previsões em determinadas circunstâncias, não existe uma clara evidência empírica da existência de um modelo que supere todos os outros. Por exemplo, Li *et al.* (2006) concluem que o modelo TVP é o modelo que apresenta as melhores previsões seguido do modelo ARDL quando comparado com o modelo VAR e o modelo estático mas, em outros estudos que comparam modelos ARDL e TVP com modelos VAR (Song *et al.*, 2000; Song *et al.*, 2003b; De Mello e Nell, 2005; De Mello e Fortuna, 2005; Song *et al.*, 2011), verifica-se que o modelo VAR apresenta o mais fraco desempenho de previsão e é o modelo ARDL que fornece as previsões mais precisas.

Os estudos dos métodos baseados em técnicas de inteligência artificial incluem exemplos do desempenho de modelos ANN e SVR. Um destes estudos é, por exemplo, Law (2000) que conclui que o modelo ANN tem as melhores previsões em comparação com modelo constante e exponencial. Já Chen e Wang (2007) comparam o modelo SVR com o modelo ANN e o modelo ARIMA concluindo que o modelo SVR é o modelo com as melhores previsões seguido do modelo ANN sendo o modelo ARIMA o modelo com as piores previsões. Contudo, num outro estudo de Claveria e Torra (2014) os autores concluem que

o modelo ARIMA apresenta melhores previsões do que o modelo ANN pelo que não existe efetivamente um modelo que pareça superar os outros em todos os casos.

No entanto, ao contrário do que se afirma em muita da literatura sobre previsão da procura turística (Goh e Law, 2002; Song *et al.*, 2003a; Chen *et al.*, 2009 e Lee *et al.*, 2010) tenta-se demonstrar neste trabalho que, quando bem especificados, os modelos estruturais são capazes de interpretar com coerência as causas das alterações no comportamento da procura turística e de prever as suas tendências futuras com maior precisão do que a maioria dos modelos univariados a-teóricos.

2.1.1. Generalidades sobre os métodos de previsão

Na literatura sobre previsão da procura, parece poder traçar-se uma separação entre estudos que preferencialmente utilizam métodos qualitativos e estudos que escolhem métodos quantitativos com algumas poucas exceções em que as duas metodologias aparecem associadas como, por exemplo, nos casos de Formica e Uysal (2006) e de Song *et al.* (2013).

Na tabela 2.1. apresentam-se os métodos e respetivos modelos de previsão mais populares na literatura. Os detalhes técnicos e referenciais sobre cada um dos tipos de modelos são apresentados nas secções 2.2 e 2.3.

Tabela 2.1. - Os métodos de previsão mais comumente usados na literatura

Categoria	Designação	Modelos
Métodos Qualitativos	Métodos de Apoio à Decisão	Método Delphi Simulação de Cenários Técnica Nominal de Grupo
	Modelos A-teóricos	Constante Alisamento Exponencial Auto-regressivo; Médias Móveis; Auto-regressivo Integrado e de Médias Móveis
Métodos Quantitativos	Modelos Estruturais Multivariados	Auto-regressivo com Desfasamentos Distribuídos e Mecanismo de Correção de Erro Parâmetros Variáveis no Tempo Vetor Auto-regressivo Sistema Quase Ideal de Procura
	Modelos de Base Computacional	Redes Neurais Artificiais Regressão com Vetores de Suporte

Os métodos de previsão podem ser divididos em dois grandes grupos: qualitativos e quantitativos. Os qualitativos, também considerados como de apoio à decisão, incluem, maioritariamente, o método *delphi*, as simulações de cenários e as técnicas nominais de grupo. Os métodos quantitativos, distintos dos primeiros porque se baseiam em informação histórica quantitativa sobre a variável que pretendem prever, utilizam frequentemente três tipos de modelos: a-teóricos univariados, estruturais multivariados e de base computacional. Dentro dos a-teóricos, focamos a atenção nos modelos auto-regressivos integrados de médias móveis (ARIMA), nos modelos constantes (CONS) e nos de alisamento exponencial (EXP). Dentro dos estruturais multivariados, destacam-se os vetores auto-regressivos (VAR), os auto-regressivos com desfasamentos distribuídos e mecanismo de correção de erro (ARDL/ECM), os modelos com variação dos coeficientes das variáveis explicativas ao longo do tempo (TVP) e os sistemas de procura quase ideais (AIDS). Dentro dos modelos de base computacional incluímos as redes neuronais artificiais (ANN) e a regressão com vetores de suporte (SVR).

Nos métodos de apoio à decisão, o método *delphi* difere das técnicas de grupo na medida em que estas consistem em incentivar um conjunto de indivíduos, supostamente experts nos assuntos em análise, a interagir de forma a chegarem a um consenso sobre o que esperar do comportamento futuro das variáveis relevantes (Colton e Bissix, 2005, Formica e Kothari, 2008). Ao contrário, o método *delphi* baseia-se no facto de não incentivar à discussão o conjunto de peritos previamente reunido, optando exclusivamente por um *feedback* final entre cada ronda para evitar que a discussão leve a um consenso adotando a opinião do indivíduo mais experiente ou carismático (Kaynak e Pathak, 2006, Song *et al.*, 2013).

Com a simulação de cenários as previsões são construídas através de uma multiplicidade de possíveis situações ou eventos que dependem da criatividade e imaginação do autor dessa simulação (Whittington, 2014).

Quanto à segunda grande categoria de métodos de previsão, os métodos quantitativos mais utilizados na previsão da procura turística baseiam-se, maioritariamente, em três tipos de modelos: modelos a-teóricos, modelos estruturais multivariados e modelos de base computacional. Os métodos de previsão que empregam os modelos a-teóricos univariados utilizam relações de dependência univariadas baseadas em pressupostos simplistas tais como a variável de interesse permanecer idêntica ao seu último valor conhecido (modelos constantes), o valor previsto da variável de interesse depender linearmente e apenas dos seus valores passados (modelos de alisamento exponencial, auto-regressivos integrados de médias móveis). Como tal, se a evolução temporal de uma série não é linear, ou constante, ou se as

suas determinantes são outras que não a própria variável, estes métodos de previsão poderão ser considerados menos adequados.

Em contraste com os anteriores, os modelos estruturais multivariados baseiam-se na teoria económica da procura para descrever as relações de dependência entre a variável que mede a procura turística e as suas determinantes. Alguns trabalhos produzidos com estes modelos são, por exemplo, os de Song *et al.* (2000), De Mello e Nell (2005) e De Mello e Fortuna (2005). Dentro deste tipo de modelos, os mais utilizados são os modelos auto-regressivos de defasamentos distribuídos com mecanismo de correção de erro (ARDL/ECM), o modelo de parâmetros variáveis no tempo (TVP), o vetor auto-regressivo (VAR) e os sistemas (estáticos e dinâmicos) de procura quase ideal (AIDS).

Por último, os modelos de previsão da procura de base computacional utilizam como ferramentas de previsão os sistemas de programação baseados na lógica computacional. Os modelos deste tipo mais populares na literatura são as redes neuronais artificiais (Burger *et al.*, 2001; Kon e Turner, 2005; Knock e Terasvirta, 2011; Claveria e Torra, 2014), as regressões com vetores de suporte (Chen e Wang, 2007; Pai *et al.*, 2010; Chen, 2011) e algoritmos genéticos (Pai *et al.*, 2006; Cai *et al.*, 2009). Uma descrição mais pormenorizada destes modelos é fornecida na subsecção 2.3.3.

2.1.2. Medidas de precisão das previsões

Para se avaliar e comparar o desempenho dos diferentes métodos de previsão há que poder quantificar a sua precisão. A precisão de uma previsão tem sempre por base a diferença entre o valor observado da variável de interesse e o seu valor previsto. Esta diferença é designada por erro de previsão. Todas as diferentes medidas que servem para avaliar o desempenho preditivo de um qualquer método de previsão se baseiam na manipulação matemática do erro de previsão.

Seja a variável de interesse, observada no período corrente t ($t = 1, 2, \dots, t$), designada por y_t e o seu valor previsto obtido por um qualquer método de previsão para esse mesmo período, designado por $\hat{y}_t$. Então, o erro de previsão, ep_t , pode ser escrito da seguinte forma:

$$ep_t = y_t - \hat{y}_t \quad (2.1)$$

Quanto menor ep_t , melhor é a previsão em t , do valor observado da variável de interesse.

Para se avaliar o desempenho de um qualquer método de previsão é, normalmente, aconselhável reunir uma série de previsões pontuais e não ajuizar com base em apenas uma

única. Dada uma série histórica com uma amostra de valores observados entre 1 e t , as m previsões pontuais requeridas serão tipicamente obtidas para $t + h$, onde h varia de 1 até m . Assim, considerando m previsões pontuais sequenciais, as medidas de precisão preditiva mais comuns são, as seguintes (Koupriouchina *et al.*, 2014):

Erro Absoluto Médio:

$$EAM = \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m |y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}| \quad (2.2)$$

Onde EAM é a média dos valores absolutos dos m erros de previsão.

Erro Absoluto Médio Percentual:

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m \left| \frac{y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}}{y_{t+h}} \right| \quad (2.3)$$

Onde MAPE é a média percentual dos valores absolutos dos m erros de previsão ponderados pelos valores observados das variáveis.

Raiz do Erro Quadrático Médio:

$$REQM = \left\{ \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m (y_{t+h} - \hat{y}_{t+h})^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (2.4)$$

Onde REQM é a raiz quadrada da média do quadrado dos erros de previsão.

Todas estas medidas de precisão impõem erros de previsão positivos, quer através de valores absolutos, quer quadrando-os, calculando depois uma média simples desses erros.

Neste trabalho, seguimos a maioria dos estudos na literatura, elegemos o erro absoluto médio percentual (MAPE) como a medida de qualidade de previsão comparativa porque, sendo uma medida relativa, permite uma comparação mais correta entre os diferentes métodos de previsão utilizados e as diferentes séries históricas em estudo.

2.2. Modelos de previsão qualitativos

Os métodos de previsão qualitativos são métodos que usam a análise humana com base na percepção (*educated guesses*) sobre as tendências de várias variáveis como os preços de bens cotados, conhecidos como *“commodities”* (ouro, petróleo, colheitas, etc.), o volume de vendas,

a produção de petróleo e de outras matérias primas essenciais e a evolução de condições atmosféricas que possam afetar as economias de regiões-chave. Algumas destas avaliações têm por base dados estatísticos que podem ser especificados com métodos estatísticos, mas outros utilizam opiniões de peritos, senso comum ou percepções baseadas em analogias. Normalmente, são métodos utilizados quando os dados históricos são escassos, ou a informação existente não é suficientemente fiável, ou o fenómeno em investigação se encontra em rápida mudança. Geralmente, nos casos em que a variável de interesse evolui com rápidas e contraditórias alterações, os valores passados não apresentam uma tendência ou padrão perceptível que possam ser projetados no futuro, o que torna a abordagem qualitativa um meio alternativo de previsão.

O uso de métodos de previsão qualitativos traz também a vantagem de poder incorporar uma grande quantidade de informação diversificada que seria difícil de estruturar quantitativamente (Makridakis *et al.*, 1998).

No entanto, o uso destes métodos, que se baseiam em opiniões de peritos, pode também ter algumas desvantagens como, por exemplo, levar a resultados de pouca utilidade prática devido a inconsistências e enviesamentos percepcionais dos intervenientes (Fildes *et al.*, 2009).

Na subsecção que se segue, descrevem-se, com algum detalhe, os três métodos qualitativos mais populares da literatura.

2.2.1. Método delphi

O método *delphi*, é um dos métodos qualitativos mais difundidos e utilizados na literatura (Kaynak e Marandu, 2006, Kaynak e Pathak, 2006, Song *et al.*, 2013, Lin *et al.*, 2014). Este método procura combinar o conhecimento e a experiência de um grupo selecionado de especialistas para formar uma opinião consensual sobre a probabilidade de ocorrência de eventos futuros específicos e/ou a probabilidade desses eventos ocorrerem em determinado período de tempo. Os peritos respondem, independentemente, a um cenário de problemas num procedimento que se desenvolve em múltiplas rondas de perguntas e respostas. Nestes procedimentos os intervenientes deliberam isoladamente, mas recebem *feedback* do grupo no final de cada ronda. O objetivo é evitar que as respostas dos participantes sejam enviesadas por predomínio de opiniões de peritos considerados mais reputados ou de personalidades dominantes. Assim, assumindo que o espectro de respostas segue uma distribuição normal, as respostas tendem a convergir para o meio da distribuição (os *outliers* são eliminados) e a

mediana move-se sucessivamente para a resposta “mais provável” (Jolson and Rossow, 1971).

O uso do método *delphi* na área do turismo pode oferecer vantagens como a identificação de questões críticas em áreas onde a metodologia quantitativa pode ser menos adequada e também uma previsão relativamente mais rápida e de baixo custo a partir de diferentes pontos de vista. As previsões podem envolver desde decisores políticos a gestores de negócios, passando por peritos académicos ou lobistas. Por outro lado, este método pode também ter as suas limitações tais como o facto da responsabilidade dos participantes ser difusa já que todas as estimativas, boas ou más, têm o mesmo peso. Além disso, o método é geralmente mais confiável para previsões com tendências estáveis do que para previsões em que as variáveis de interesse sofrem quebras estruturais significativas (Kaynak and Macaulay, 1984).

Kaynak e Marandu (2006) aplicam o método *delphi* para determinar quais as opções de política económica que mais potencial podem gerar na indústria turística do Botswana a implementar até ao ano de 2020. A conclusão a que chegam é a de que os esforços dos decisores políticos devem concentrar-se no reforço do investimento nas infraestruturas locais e na promoção de eventos culturais em vez de procurarem mudar os valores e os hábitos de vida das populações locais.

Kaynak e Pathak (2006) aplicam também o método *delphi* com o objetivo de antecipar o potencial turístico nas ilhas Fiji até 2020. Estes autores concluem que os peritos preveem um aumento do turismo nas ilhas devido à procura de destinos de férias não tradicionais o que também fomenta a procura por atividades turísticas locais.

O trabalho de Song *et al.* (2013) introduz um sistema que combina métodos qualitativos e quantitativos e utiliza como estudo de caso o número de chegadas, a despesa e o número de dormidas em Hong Kong. Especificamente o modelo combina o modelo quantitativo ARDL que é posteriormente ‘afinado’ por um painel de pós-graduados e académicos. Os resultados mostram que a combinação de ambos os métodos aumenta a precisão das previsões que se obteriam por cada método isolado. Do mesmo modo, Lin *et al.* (2014) aplicam o método *delphi* para ajustar as previsões quantitativas trimestrais das dormidas em Hong Kong para o ano de 2015. Os autores concluem que o método *delphi* apesar de ser um método que é suscetível de ser enviesado, aumenta a precisão das previsões quantitativas pelo que é importante que os intervenientes respondam de forma independente e que evitem respostas influenciadas por outros peritos considerados mais experientes.

2.2.2. Simulação de cenários

A simulação de cenários é um método qualitativo idiossincrático que se baseia no registo de cenários qualitativos com base da imaginação do autor. Segundo Hirschhorn (1980), este método qualitativo pode ser dividido em três categorias. Numa primeira categoria, encontram-se os *cenários de estado* por oposição aos *cenários de processo*. Os *cenários de estado* posicionam o contexto da temática no futuro, sem qualquer informação sobre como é que esse contexto se tornou assim. Já os *cenários de processo* especificam a sequência ou a cadeia de eventos que levam o contexto a um estado particular no futuro. Por exemplo, a frase “*Não haverá, em todo o mundo, mais de 3 mil milhões de dormidas em 2025*” é um cenário de estado. Uma descrição da forma como o número total de dormidas evolui até atingir os 3 mil milhões é um cenário de processo.

Numa segunda categoria, encontram-se os cenários que se focam na situação final de um processo evolutivo, por oposição aos cenários que se focam na situação inicial desse processo. Nos *cenários de situação final* a conceção do estado futuro de uma qualquer situação determina a descrição da evolução dessa situação até chegar ao cenário final. Os cenários que se focam na situação inicial salientam, em primeiro lugar, o ponto de partida e, posteriormente, é especificado como e porquê as futuras situações emergiram da situação inicial.

Na terceira categoria, encontram-se os cenários que se focam no objetivo da previsão por oposição aos cenários do planeamento da previsão. No primeiro caso, o autor procura descrever um cenário que seja preciso, válido, coerente e que se enquadre numa situação provável e lógica. No segundo caso, o autor procura descrever um cenário que seja útil tendo por base situações inesperadas e menos prováveis de ocorrer.

Whittington (2014) descreve quatro cenários socio-económicos para projetar a evolução da indústria turística global em 2050. No primeiro cenário, o autor escreve sobre um futuro onde o turismo virtual é uma realidade e as experiências turísticas criam a satisfação necessária para que os turistas não tenham de se deslocar. Este tipo de experiência pode levar a que o turismo se torne uma experiência individual. No segundo cenário, Whittington (2014) descreve o turismo como uma experiência de férias personalizada para indivíduos. Neste cenário, os custos elevados do turismo e do transporte são um elemento desencorajador das férias em família pelo que este “segmento” tende a diminuir a sua “quota de mercado” em relação ao turismo individual. O terceiro cenário, é similar ao primeiro na medida em que o futuro do turismo se desenvolve em ofertas de turismo virtual para as famílias de todas as

idades e a um custo baixo. No quarto cenário, o autor considera que o turismo em grupo (famílias e/ou amigos) se torna no “segmento” dominante em relação ao turismo individual, mas limitado aos grupos com maior poder económico. Neste último cenário, as viagens são caras e perigosas para a maioria das pessoas, mas, sobretudo, para indivíduos que viajam sozinhos.

Yeoman e Lederer (2005) descrevem a possível evolução do turismo na Escócia, para 2015, em quatro cenários com base na oferta e no potencial da oferta da economia escocesa. No primeiro cenário, os autores consideram que a economia escocesa cresce com base no turismo como a indústria com o maior crescimento do país – cerca de 2%. No segundo cenário, descrevem o crescimento do sector turístico por via do consumo e do entretenimento, mas com um valor acrescentado bruto 30% menor em relação ao primeiro cenário. O terceiro cenário descreve um sector turístico pouco competitivo e uma economia complacente. Neste cenário, prevêem um crescimento anual de 1% no sector turístico e um valor acrescentado bruto de cerca de 50% do valor do primeiro cenário. O quarto cenário, que é mais pessimista, consideram que a economia escocesa entrou em recessão e a deflação tomou conta do país. Por outro lado, a moeda deprecia o que favorece o aumento da despesa turística internacional. O valor acrescentado bruto deste cenário é de 25% do primeiro cenário. A economia escocesa cresceu cerca de 1% em valor acrescentado bruto (ONS, 2019) pelo que o terceiro cenário parece ser o mais aproximado da realidade. Porém, não existem estudos que analisem estas previsões.

2.2.3. Técnica nominal de grupo

A técnica nominal de grupo é um método que agrega uma lista de tópicos/problemas e um conjunto de ideias/soluções para essa lista. No planeamento ou previsão de situações, este método pode ajudar a definir prioridades e a focar esforços. Este método resulta da evolução do método *brainstorming*, que tem como pressuposto que um grupo de pessoas pode gerar mais ideias criativas e úteis do que o mesmo número de pessoas individualmente. Desde a sua introdução, a técnica nominal de grupo é reconhecida como um método útil para facilitar a criação de ideias e discussão em grupo e para chegar a um consenso. A técnica desenvolve-se nos seguintes passos:

1. Geração de ideias de forma silenciosa e individualmente registando, por escrito, as soluções para o problema que foi claramente definido previamente;

2. Solicitar, sucessivamente, a cada participante para explicitar uma das ideias escritas e colocar todas as ideias individuais num suporte aberto;
3. Discussão das ideias entre os participantes;
4. Cada participante elabora um voto preliminar numérico que hierarquiza, por ordem de importância e desejabilidade, cada ideia. As preferências são posteriormente somadas;
5. Discussão do voto preliminar entre os participantes;
6. Discussão final e escolha das ideias mais populares.

A principal vantagem deste método reside na aceitação de todas as propostas e na procura da discussão com vista à convergência de ideias sobre possíveis soluções. Adicionalmente, permite identificar as prioridades de cada participante, analisar as similaridades e as diferenças entre cada sessão e chegar a conclusões consensuais (Ritchie, 1987).

A técnica nominal de grupo é muito utilizada em workshops focados na redefinição de responsabilidades entre agências de viagens e companhias aéreas e problemas estratégicos relacionados com o turismo (Appelman e Qureshi, 2001).

Por exemplo, Colton e Bissix (2005) utilizam a técnica nominal de grupo para identificar problemas e desafios no desenvolvimento do agroturismo na Nova Escócia. O grupo concluiu que por ser um conceito novo, a área do marketing, desenvolvimento do serviço, apoio governamental, educação e treino, parcerias e comunicação, precisam de mais apoio.

Por outro lado, Formica e Kothari (2008) conduzem um grupo de empresários em técnica de grupo para determinar os fatores que afetarão com maior probabilidade o turismo na área da Pensilvânia, Nova Jérsei e Delaware entre 2006 e 2010. O grupo concluiu que a indústria terá rápidas mudanças devido a fatores como a globalização, as mudanças demográficas e a tecnologia emergente. Como tal, as empresas da indústria turística, para se adaptarem às novas condições de mercado devem focar no valor acrescentado que trazem aos seus clientes.

2.3. Modelos de previsão quantitativos

Os métodos de previsão quantitativos podem ser divididos em 3 subcategorias de acordo com a crescente complexidade estrutural dos seus modelos.

Numa primeira categoria, surgem os modelos a-teóricos univariados que explicam o comportamento futuro da variável de interesse com os dados históricos dessa mesma variável. Dentro desta categoria, os modelos constantes, auto-regressivos integrados de

médias móveis (ARIMA) e de alisamento exponencial (EXP) são os mais usuais (Goh e Law, 2002; Lee *et al.*, 2010 e Chen *et al.*, 2009).

Numa segunda categoria, encontram-se os modelos estruturais multivariados onde o comportamento da variável dependente (por exemplo, a procura turística) é explicado pelas variações de mais do que uma variável explicativa. A diferença entre estas duas subcategorias resume-se ao facto da existência, ou não, de uma teoria/regularidade estatística que explica o processo de geração das observações da variável dependente. Os modelos estruturais multivariados utilizam a teoria económica para descrever as relações de dependência entre uma variável que mede a procura e as suas determinantes. Quando bem especificados e testados são modelos capazes de medir os impactos da variação das determinantes na procura e de prever valores futuros da variável dependente com maior precisão do que a maioria dos modelos univariados a-teóricos. Porque são capazes de medir os impactos das variações das determinantes na procura turística, estes modelos oferecem um meio de suporte fiável à definição de novas políticas e estratégias de desenvolvimento do setor podendo até avaliar a própria eficácia das políticas implementadas. Segundo Song e Li (2008), dentro do espectro dos modelos estruturais multivariados, os modelos mais utilizados são os auto-regressivos de desfaseamentos distribuídos com mecanismo de correção de erro (ARDL/ECM), os de vetores auto-regressivos (VAR), os de parâmetros variáveis no tempo (TVP) e os sistemas de equações da procura quase ideal (AIDS). Todos estes modelos têm por base alguma variante da teoria da procura e, portanto, servem simultaneamente os propósitos de poder explicar e prever o comportamento da procura (Song *et al.*, 2003a; De Mello e Nell, 2005; De Mello e Fortuna, 2005 e Song e Witt, 2006).

A terceira categoria inclui métodos baseados em técnicas de inteligência artificial. Os métodos de previsão que empregam modelos a-teóricos univariados usualmente baseiam-se em dados históricos para prever os fluxos turísticos futuros através de funções matemáticas lineares univariadas. Se a evolução temporal de uma série não é linear, os métodos de previsão lineares são inadequados pelo que a literatura recente tem publicado ferramentas de previsão não-lineares que empregam a inteligência artificial (IA). Estas ferramentas utilizam sistemas de programação baseados na lógica computacional e em métodos heurísticos, tais como as redes neuronais artificiais, os conjuntos aproximados, as regressões com vetores de suporte e os algoritmos genéticos. Se a previsão é o objetivo, as redes neuronais e as regressões com vetores de suporte são, usualmente, as principais ferramentas (Song e Li, 2008). Apesar de existir alguma evidência empírica que suporta a maior qualidade relativa das previsões com técnicas de IA, estas incorporam também algumas limitações importantes. Por exemplo,

carecem de enquadramento teórico e são incapazes de servir de suporte a interpretações da procura turística numa perspetiva económica. Assim, tal como nos modelos univariados, o âmbito das suas aplicações práticas torna-se relativamente restrito (Au e Law, 2002; Chen e Wang, 2007; Goh *et al.*, 2008; Chen, 2011 e Claveria e Torra, 2014).

2.3.1. Modelos de previsão a-teóricos

Modelo constante

O modelo constante assume que a previsão de uma variável y para o período $t + h$, é igual ao valor dessa variável em t para todo o h . Ou seja, $\hat{y}_{t+h}=y_t$. Assim, o modelo constante assume que tendências, ciclos, quebras estruturais ou outros determinantes não têm qualquer influência na evolução temporal da variável e a sua previsão pode ser feita como a mera extrapolação do valor da variável no período corrente.

No entanto, no âmbito de séries temporais associadas a fluxos turísticos, é usual encontrar-se uma forte sazonalidade trimestral. Com o objetivo de tornar o modelo constante menos “fora da realidade” tem sido prática mais recente traduzir-se o comportamento sazonal da variável de interesse numa relação linear que a faz depender apenas de variáveis binárias representativas dos trimestres anuais.

Seja y_t uma variável representativa da procura turística em t , para a qual se dispõe de T observações trimestrais ($t = 1, \dots, T$). Assumindo que as únicas razões subjacentes às variações do comportamento de y são devidas à sua sazonalidade, a evolução temporal desta variável pode escrever-se da seguinte forma:

$$y_t = \sum_{i=1}^4 \beta_i D_{it} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

Onde $D_{it} = 1$, se t pertence ao trimestre i ($i = 1, 2, 3$, ou 4) e $D_{it} = 0$, no caso contrário. Na equação (2.5), cada coeficiente β_i representa o valor esperado da variável y no trimestre i e ε_t é suposto ser um termo de perturbação bem-comportado.

Embora o aspeto da sazonalidade possa ter sido ultrapassado com a especificação (2.5), outras determinantes da procura são deixadas de fora e, portanto, o modelo constante, com ou sem sazonalidade poderá não ser o mais adequando, mesmo tendo em conta que a previsão possa ser o único objetivo em mente. Com efeito, o modelo constante é geralmente mais utilizado na literatura como uma *benchmark* na comparação das capacidades de previsão de outros modelos podendo ser encontrado, nesse papel, em, por exemplo, Li *et al.* (2006) ou Kon e Turner (2005).

Li *et al.* (2006) utilizam o modelo constante como *benchmarking* na previsão da despesa turística do Reino Unido em Portugal, Espanha, França, Itália e Grécia e comparam o seu desempenho com o do modelo multivariado de parâmetros variáveis no tempo. Já Kon e Turner (2005) utilizam a mesma *benchmark* com o objetivo de prever o número de chegadas internacionais a Singapura e comparam a sua precisão com a de um modelo estático e a de uma rede neuronal. Em ambos os estudos o modelo constante apresenta as piores previsões.

Modelo de alisamento exponencial

Os modelos de alisamento exponencial procuram isolar a tendência e a sazonalidade de uma série temporal das suas variações aleatórias usando médias ponderadas dos valores da variável observados em períodos anteriores, assumindo que o efeito das observações históricas no período corrente decai exponencialmente no tempo.

Existem vários tipos de modelos de alisamento exponencial. O mais simples desta categoria é o modelo de suavização exponencial simples. Este modelo parece ser o ideal para séries temporais sem uma clara tendência ou sazonalidade. No entanto, o modelo simples pode ser alargado para incluir a previsão de séries com tendências. Este modelo alargado pode ser explicitado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} y_{t+h} &= l_t + hb_t + \varepsilon_t \\ l_t &= \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t &= \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1} \end{aligned} \tag{2.6}$$

Onde h é o número de passos à frente que se pretende prever, l_t é a estimativa da ordenada da origem no período t , b_t é a estimativa da tendência, α é o parâmetro de suavização da ordenada da origem, $0 \leq \alpha \leq 1$, e β^* é o parâmetro de suavização da tendência, $0 \leq \beta^* \leq 1$. A segunda equação mostra que l_t é a média ponderada da observação y_t e da previsão baseada no seu valor anterior dado por $y_{t-1} = (l_{t-1} + b_{t-1})$. A terceira equação mostra que b_t é uma média ponderada da estimativa da ordenada na origem $l_t - l_{t-1}$ e da estimativa da tendência b_{t-1} .

Lee *et al.* (2010), antecipam o número de chegadas turísticas após a retirada do controlo fronteiriço entre a Coreia do Sul e o Japão. Para tal, os autores usam o número de chegadas de sul coreanos entre 1996 e 2008 analisando os 2 anos consequentes à retirada do controlo fronteiriço em 2006 com o modelo ARIMA e modelo de alisamento exponencial. O modelo de alisamento exponencial supera as previsões do modelo ARIMA neste estudo e que a

retirada do controlo fronteiriço tem um impacto positivo e significativo no setor turístico do Japão.

Já Chen *et al.* (2009), preveem o número de chegadas turísticas a Taiwan a partir do Japão, Hong-Kong e EUA entre 2005 e 2007 com o modelo de alisamento exponencial e o modelo ARIMA utilizando praticamente o mesmo período amostral de Lee *et al.* (1996 a 2005). No entanto, estes autores chegam à conclusão inversa do estudo de Lee *et al.* (2010), isto é, o desempenho do modelo ARIMA supera o desempenho do modelo de alisamento exponencial.

Modelo auto-regressivo integrado de médias móveis

Nas últimas 5 décadas, os modelos a-teóricos têm sido amplamente utilizados para prever a procura turística com a predominância de modelos univariados auto-regressivos. Um dos mais populares modelos deste tipo é o modelo auto-regressivo integrado de médias móveis (ARIMA), cuja série temporal teve que ser diferenciada d vezes até se tornar estacionária. Estes modelos foram inicialmente propostos por Box e Jenkins (1970) mas, desde aí, têm sido amplamente utilizados nas mais diversas áreas de investigação, incluindo a previsão da procura turística.

Os modelos ARIMA são univariados e, em geral, expressam o valor corrente da variável de interesse em função dos seus próprios valores passados e de um termo de perturbação aleatório. Estes modelos não pressupõem nenhum preceito teórico que justifique o processo de geração dos dados com relações estruturais entre a variável dependente e as suas determinantes. Num modelo auto-regressivo integrado de médias móveis, a variável de interesse é suposta ser estacionária. Não o sendo, terá que ser diferenciada d vezes por integração de ordem $d - I(d)$, para a transformar em estacionária e prosseguir com o processo de estimação/previsão.

Segundo Horvath e Johnston (2006), o modelo ARIMA representa-se por três parâmetros: (p, d, q) , onde p representa a ordem de desfaseamento da parte auto-regressiva (AR), d representa a ordem de integração/diferenciação $I(d)$ e q representa a ordem de desfaseamento das médias móveis (MA).¹ A parte auto-regressiva de um modelo ARIMA(p, d, q) representa o valor corrente da série temporal como função de p valores passados seus. Por exemplo,

¹ Assim, por exemplo, um modelo $(1, 1, 1)$ inclui uma série temporal que foi diferenciada uma vez e que tem uma especificação auto-regressiva de 1ª ordem associada a uma média móvel também de 1ª ordem.

para uma série temporal y , o modelo auto-regressivo de ordem 1 ($p=1$), designado AR(1), pode ser escrito da seguinte forma:

$$y_t = \rho_1 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

Onde ε_t é um termo de perturbação bem comportado, isto é, segue uma distribuição normal de média zero e variância constante σ_ε^2 e ρ é o coeficiente de correlação de 1ª ordem a ser estimado, definido no intervalo $-1 > \rho > +1$. O modelo auto-regressivo de ordem p , AR(p), pode ser descrito pela seguinte equação:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \rho_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

A parte de médias móveis de um modelo (p, d, q), designada por MA(q), descreve a série temporal em termos dos valores corrente e passados de uma perturbação aleatória tipo ruído branco. Por exemplo, uma média móvel de 1ª ordem para a série temporal y_t pode ser descrita da seguinte forma:

$$y_t = \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1} \quad (2.10)$$

A média móvel de ordem q , MA(q), pode ser expressa por:

$$y_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2.11)$$

Uma série temporal y_t não estacionária, que foi diferenciada d vezes para se tornar estacionária pode ser designada por $D(d)y_t$. Um modelo ARIMA (p, d, q) para esta série estacionária pode ser escrito da seguinte forma:

$$D(d)y_t = \sum_{i=1}^p \rho_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.12)$$

Onde ε_t é uma perturbação aleatória que segue uma distribuição normal de média zero: $E(\varepsilon_t) = 0, \forall t$; variância constante: $Var(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2, \forall t$; e covariâncias nulas: $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-q}) = 0, \forall t$ e $q \neq 0$.

Existem na literatura vários autores que se focam em estudos comparativos sobre a qualidade das previsões obtidas com modelos ARIMA. Por exemplo, Cho (2001) mostra que o modelo ARIMA supera o modelo de alisamento exponencial na previsão do número de chegadas a Hong Kong de turistas vindos dos EUA, do Reino Unido, Japão, Coreia do Sul, Singapura e Taiwan. Smeral e Wuger (2004), por sua vez, utilizam o modelo ARIMA para antecipar o número de chegadas turísticas à Áustria a partir de todo o mundo, concluindo que, neste

caso, a qualidade das previsões obtidas com os modelos ARIMA não superam sequer a das obtidas com o modelo constante.

As conclusões relativas a este modelo são, portanto, incongruentes. Vimos na secção dos modelos de alisamento exponencial que o mesmo pode ser observado: os estudos de Lee *et al.* (2010) e Chen *et al.* (2009) apresentam conclusões opostas. No primeiro, o modelo de alisamento exponencial supera o modelo ARIMA. No segundo, o modelo ARIMA supera o modelo de alisamento exponencial.

2.3.2. Modelos de previsão estruturais multivariados

Modelo auto-regressivo com defasamentos distribuídos e mecanismo de correção de erro (ARDL/EC) ²

Os modelos estruturais multivariados são especificações mais complexas que utilizam a teoria económica para estabelecer uma relação de dependência entre a variável de interesse e as suas determinantes. São modelos que, quando bem especificados e minuciosamente testados são capazes de produzir previsões mais precisas e fiáveis do que as dos modelos univariados.

Para se obter uma inferência estatística válida e prever com fiabilidade o comportamento futuro da variável de interesse há que evitar o problema das regressões espúrias. Para tanto, é indispensável a verificação de uma de duas situações na especificação dos modelos estruturais multivariados: (1) todas as variáveis em análise são estacionárias ou, não o sendo, diferenciam-se até atingir a estacionaridade³; (2) Todas ou algumas das variáveis em análise não são estacionárias e a sua diferenciação não é uma opção válida. A diferenciação de variáveis evita o problema das regressões espúrias, mas, por outro lado, faz perder informação essencial à análise do equilíbrio de longo prazo da variável de interesse. Por isso muitos autores evitam a diferenciação das variáveis para preservar o máximo de informação contida nos seus processos de geração de dados.

No caso em que a informação deve ser preservada e a diferenciação deve ser evitada, terá de verificar-se a existência de um ou mais vetores cointegrados na relação de dependência especificada, isto é, a série dos resíduos de estimação da regressão terá que ser estacionária. Nesse caso, existe pelo menos uma relação de equilíbrio de longo prazo entre a variável dependente e as variáveis explicativas do modelo.

² As especificações destes modelos são abordadas no capítulo 4.

³ A questão da estacionaridade das séries temporais de interesse para estudo é abordada no capítulo 3.

Um modelo auto-regressivo com defasamentos distribuídos de ordem p e n , designado por ARDL(p,n), em que p é a ordem de defasamento da variável dependente no lado direito da equação e n é a ordem de defasamento das variáveis explicativas, pode ser especificado da seguinte forma:

$$Y_t = \alpha_t + \sum_{i=1}^p \theta_i Y_{t-i} + \sum_{i=0}^n c_i X_{t-i} + \sum_{i=0}^r \delta_i W_{it} + \varepsilon_t \quad (2.13)$$

Onde Y_t é a variável dependente, X_t o vetor de variáveis independentes, ε_t é o ruído branco e W_{it} é o vetor de variáveis determinísticas como, por exemplo, uma tendência ou variáveis binárias.

Song *et al.* (2003a), utilizam o modelo ARDL para explicar e prever até 2008 a procura turística dirigida a Hong Kong medida pelo número de chegadas internacionais entre 1973 a 2000. Estes autores concluem que a determinante mais importante é a opinião dos turistas e a transmissão dessa opinião às suas redes de contactos, assim como a persistência de hábitos. Os autores também concluem através das previsões exclusivas ao modelo ARDL que os mercados que fornecem mais turistas em 2008 são a China, Taiwan, Japão, EUA, e Reino Unido.

Song *et al.* (2003b), antecipam o número de chegadas turísticas no período de 2001 a 2010 à Tailândia a partir da Austrália, Japão, Coreia do Sul, Singapura, Malásia, Reino Unido e Estados Unidos, utilizando modelos ARDL e ARIMA especificados para períodos entre 1968 e 2000. Os autores concluem que o modelo ARIMA é o modelo que sugere um crescimento do turismo mais modesto enquanto o modelo ARDL sugere crescimentos mais elevados das diferentes origens. O desempenho destes modelos não é comparado e os autores também concluem que o turismo proveniente da Coreia do Sul é o que terá maior crescimento entre 2001 e 2010.

Os modelos estruturais multivariados estáticos assumem que o ajustamento das variáveis económicas para o seu valor de equilíbrio de longo-prazo ocorre no período corrente. No entanto, este pressuposto não permite obter informação sobre eventuais ajustamentos de curto-prazo que levam a variável ao seu valor de equilíbrio de longo-prazo.

De acordo com Engle e Granger (1991), se existe uma relação de equilíbrio de longo-prazo entre duas variáveis, os desequilíbrios de curto-prazo entre essas variáveis podem ser representados por um modelo de correção de erro incorporando um processo de ajustamento designado por mecanismo de correção de erro (ECM), que obriga as variáveis a evoluírem juntas não se afastando demasiado uma da outra ou do seu valor de equilíbrio de

longo-prazo. Neste caso, as variáveis dizem-se cointegradas e o processo de verificação deste tipo de mecanismo designa-se por análise de cointegração. Deve notar-se que se existe mais do que uma variável explicativa, é possível a existência de mais do que um vetor cointegrado na especificação.

O ECM em Engle e Granger (1991), tem sido vastamente utilizado para previsão e avaliação de políticas na área do turismo. Por exemplo, Kulendran e Wilson (2000) preveem as viagens de negócios em 1997 para a Austrália a partir dos Estados Unidos, Reino Unido, Nova Zelândia e Japão com o modelo EC, ARIMA e CONS. Os dois autores concluem que com dados entre 1982-1996 o modelo EC supera o modelo sazonal ARIMA e o modelo CONS nas suas previsões de curto-prazo.

Um outro exemplo é o trabalho de Song *et al.* (2000), que utiliza o número de visitas turísticas de 1965-1988 para prever no período de 1989-1994 o turismo do Reino Unido para onze destinos com os modelos EC, VAR, AR, ARMA e CONS. Os autores constatarem que nas previsões de curto prazo o modelo ECM supera todos os outros.

Modelo de parâmetros variáveis no tempo (TVP)

Nos modelos estruturais anteriormente abordados os parâmetros das variáveis explicativas são assumidos como constantes no tempo. Em alguns casos, o pressuposto de parâmetros constantes ao longo da amostra pode ser restritivo e pouco realista. Uma possível solução é testar a existência de quebras estruturais introduzindo variáveis binárias na especificação para as representar adequadamente. Outra solução pode ser a utilização de um modelo com parâmetros variáveis no tempo (TVP).

Segundo Song e Witt (2000), o modelo com TVP pode simular diferentes tipos de choques externos, tais como as mudanças de política económica, reformas e incertezas políticas. Segundo estes autores, este modelo é particularmente eficiente em capturar a influência de choques externos que são graduais e difusos na natureza tais como a evolução dos gostos do consumidor e outras mudanças sociais e psicológicas.

Existem estudos empíricos que sugerem que o modelo com TVP gera previsões mais precisas do que modelos como o CONS, ARIMA e VAR no curto-prazo. Por exemplo, em Witt *et al.* (2004) a previsão do número de dormidas na Dinamarca com o modelo de parâmetros variáveis no tempo supera as do modelo constante, as do modelo ARIMA e as dos modelos VAR no que toca a previsões de curto prazo para o ano de 1994. Do mesmo modo, o estudo de Song *et al.* (2011) desenvolve um modelo estrutural de parâmetros variáveis no tempo

para prever as chegadas turísticas a Hong Kong provenientes da China, Coreia do Sul, Reino Unido e Estados Unidos, e concluem que as previsões até 4 trimestres obtidas com este modelo superam em precisão as do modelo constante, do modelo ARIMA sazonal, e do modelo ARDL. Já no estudo de Shen *et al.* (2009), o modelo TVP não supera nenhum dos modelos anteriormente referidos. Neste estudo os autores preveem o número de viagens turísticas a partir do Reino Unido para a Austrália, Canadá, França, Grécia, Itália, Espanha e EUA no período de 1997-2004 e concluem que o modelo sazonal ARIMA, o modelo CONS, o modelo ARDL, EC e VAR superam todos em desempenho de previsão o modelo TVP no curto prazo.

Modelo de vetor auto-regressivo (VAR)

O foco dos modelos quantitativos que abordamos até agora são modelos de uma única equação na qual uma variável endógena está dependente de uma ou mais variáveis exógenas ou pré-determinadas. Está, portanto, implícito nestes modelos o pressuposto de que todas as variáveis explicativas são exógenas ou pré-determinadas. Se este pressuposto não se verifica, os estimadores OLS dos coeficientes são inconsistentes e a inferência estatística, bem como as previsões obtidas com base nesses estimadores, são inválidas. Para ultrapassar este problema de simultaneidade, existem várias especificações alternativas como os sistemas de equações simultâneas ou a metodologia VAR introduzida por Sims (1980).

A metodologia VAR consiste essencialmente em estimar um sistema de equações em que todas as variáveis, exceto tendências e variáveis binárias (se existirem), são consideradas endógenas e cada uma delas é estimada rotativamente como sendo a variável dependente.

São raros os estudos que utilizam o modelo VAR para efeitos de comparação com outros modelos. O trabalho de De Mello e Nell (2005) foca-se na possibilidade de as variáveis explicativas utilizadas em De Mello *et al.* (2002) serem poderem ser endógenas justificando assim a necessidade de especificar e estimar um modelo VAR que possa ultrapassar esse potencial problema. Os autores afirmam que o modelo VAR fornece as mesmas previsões teóricas obtidas anteriormente sobre o comportamento do consumidor e sobre a competitividade dos destinos envolvidos, pelo que concluem que as variáveis explicativas usadas em ambos os estudos são exógenas.

Em Song e Witt (2006), o objetivo é usar um modelo VAR para explicar o número de chegadas de turistas a Macau provenientes da China, Hong Kong, Taiwan, Japão, Coreia, Filipinas, Estados Unidos e Reino Unido no período 2003-2008. Os autores concluem que o maior crescimento turístico esperado é o proveniente da China enquanto que para os fluxos

provenientes de Hong Kong é de esperar uma redução de chegadas significativa. Para as chegadas de Taiwan, os autores preveem uma tendência crescente e para as dos restantes países um crescimento ligeiro de efeito pouco relevante em relação ao que se observa para a China. Tal como no estudo de De Mello e Nell (2005), o objetivo principal é a explicação do comportamento da procura turística e não a comparação da precisão preditiva do modelo VAR com a de outros tipos de modelos.

Sistema de procura quase ideal (AIDS)

O uso de sistemas de equações na procura turística possibilita a análise de uma possível interdependência entre procuras dirigidas a diferentes destinos turísticos, permitindo determinar se esses destinos se comportam como complementares ou substitutos. O sistema de procura quase ideal, desenvolvido por Deaton e Muellbauer (1980), tem sido muito utilizado na literatura não só para explicar as preferências dos turistas em relação a destinos turísticos alternativos, mas também para prever a evolução da capacidade competitiva desses destinos. Com efeito, a especificação de um sistema de procura quase ideal, assenta sobre fundamentos económicos muito precisos que permitem a estimação das elasticidades preço, rendimento e cruzadas da procura turística (como efeitos substituição e rendimento entre os destinos alternativos). São os valores estimados destas elasticidades que podem indicar o tipo de competitividade existente entre os destinos alternativos contemplados nas equações do sistema.

De Mello *et al.* (2002) utilizam sistemas de procura quase ideal para prever a procura turística do Reino Unido pelos seus vizinhos do Sul (França, Espanha e Portugal) e examinam as elasticidades preço efetivo e rendimento das procuras destas origens. Os autores concluem, por exemplo, que as elasticidades da despesa são maiores em Espanha do que França no início do período em estudo o que parece levar à conclusão de que o turismo ajuda países vizinhos a “alcançar” o grau de desenvolvimento dos países de maior riqueza. Os autores também concluem que os sistemas de procura quase ideal preveem a despesa turística com elevada precisão (erros de previsão cerca de 3%).

De Mello e Fortuna (2005) especificam e testam um sistema de procura quase ideal, dinâmico para prever a procura turística do Reino Unido por França, Espanha e Portugal concluindo que o sistema dinâmico oferece uma maior robustez e precisão nas previsões de curto- e longo-prazo em relação ao modelo ARDL. Por outro lado, as elasticidades de longo prazo obtidas com o modelo dinâmico, são muito semelhantes às obtidas com o sistema de procura quase ideal estático especificado em De Mello *et al.* (2002).

2.3.3. Modelos de previsão baseados em programas computacionais

Redes neuronais artificiais (ANN)

Recentemente, a investigação envolvendo redes neuronais artificiais tem sido alvo de interesse crescente entre investigadores das mais diversas áreas, pois são modelos capazes de capturar tendências lineares e não-lineares. Ao contrário dos modelos estatísticos convencionais, as redes neuronais são modelos não-paramétricos que se focam puramente nos dados sem restrições estatísticas. Mais especificamente, estes modelos simulam os processos neurológicos do cérebro humano quando processa uma autoaprendizagem a partir de experiências vividas anteriormente num comportamento que se pode designar como de “tentativa-erro-tentativa”. Do mesmo modo, as redes neuronais comparam sistematicamente caminhos alternativos para a solução de problemas específicos baseados nas tendências históricas das variáveis e nos resultados que comparam com um objetivo pré-definido, ou seja, no caso das previsões, minimizar o erro de previsão.

Os resultados experimentais mostram que as previsões geradas por este tipo de modelos usualmente superam as dos modelos de alisamento exponencial, constante, ou mesmo as do modelo ARMA. Por exemplo, no estudo de Burger *et al.* (2001), cujo objetivo é prever a procura dos residentes nos Estados Unidos dirigida à África do Sul, mostra que as redes neuronais artificiais têm melhor desempenho preditivo do que os modelos constante, de alisamento exponencial e ARMA. Igualmente, o trabalho de Kon e Turner (2005) que se foca na previsão do número de chegadas turísticas a Singapura a partir da Austrália, China, Índia, Japão, Reino Unido e EUA concluem que as previsões obtidas com modelos de redes neuronais artificiais superam as dos modelos constante e de alisamento exponencial. Law (2000), chega ao mesmo tipo de conclusão quando prevê o número de chegadas turísticas tailandesas a Hong Kong utilizando uma rede neuronal que compara com os modelos constante, de alisamento exponencial e de médias móveis. Este autor conclui também pela superioridade preditiva das redes neuronais sobre os modelos univariados.

Contudo, as redes neuronais também apresentam limitações. Uma das principais limitações reside no facto da obtenção de modelos fiáveis envolver a seleção experimental de um grande número de parâmetros por um processo de tentativa-erro, o que pode implicar um consumo exagerado de tempo e recursos. Adicionalmente, as redes neuronais artificiais, em geral, não capturam com sucesso quebras estruturais (Palmer *et al.*, 2006), o que pode prejudicar a sua

capacidade de prever⁴. Uma outra limitação das redes neuronais é a necessidade de grandes quantidades de informação para conseguir estimar com aceitável precisão os coeficientes de uma especificação. Para contornar esta desvantagem, pode utilizar-se um procedimento de pré-seleção dos dados que elimina previamente os ‘*outliers*’ o que, geralmente, faz aumentar a precisão dos estimadores (Jensen e Shen, 2004).

Regressão por vetores de suporte (SVR)

A regressão por vetores de suporte surge como uma técnica que estima regressões não-lineares de forma mais precisa que as redes neuronais comuns.⁵ Esta técnica procura minimizar a amplitude máxima do erro de previsão entre o valor da variável de interesse y_t e a estimativa $\hat{y}_t$: $Min(ep_t) = y_t - \hat{y}_t$, em vez de minimizar a soma dos erros de todas as observações (como é procedimento base do método dos mínimos quadrados). A regressão com vetores de suporte tem provado ser uma ferramenta de previsão mais eficaz do que modelos ARIMA, alisamento exponencial ou redes neuronais (Chen *et al.*, 2015).

Chen (2011) prevê o número de viagens turísticas a partir de Taiwan para o resto do mundo entre 2008-2009 utilizando para este efeito o modelo constante, de suavização exponencial e ARIMA. Em paralelo também utiliza o modelo de redes neuronais e o modelo de regressão por vetores de suporte. Por fim, o autor combina as previsões de cada um dos primeiros três modelos ora com a previsão da rede neuronal ora com a previsão da regressão por vetores de suporte. O autor conclui que a previsão um de modelo (constante, de suavização exponencial ou ARIMA) combinado com a previsão da regressão por vetores de suporte tem sempre uma maior precisão do que um modelo individual qualquer (constante, alisamento exponencial e ARIMA). O autor através da combinação da previsão destes três modelos com a previsão da rede neuronal também afirma que fica aquém da combinação com a regressão por vetores de suporte.

Chen e Wang (2007) preveem o número de chegadas turísticas à China do resto do mundo entre 2000 e 2001 utilizam a regressão por vetores de suporte e comparam esta técnica com uma rede neuronal artificial e um modelo ARIMA. A regressão por vetores de suporte mostra previsões superiores às dos restantes modelos. Contudo, o estudo evidencia que a otimização dos parâmetros desta técnica tem um papel essencial na construção de uma previsão precisa

⁴ Para uma revisão mais detalhada de aplicações com redes neuronais consultar, por exemplo, Knock e Terasvirta (2011).

⁵ Ver, por exemplo, Pai *et al.* (2010) para uma explicação mais completa sobre as regressões com vetores de suporte e suas aplicações na análise de previsão.

e estável. Esta otimização pode ser feita com o uso de algoritmos genéticos que são uma técnica computacional auto-adaptativa com base na teoria de Darwin. Mais concretamente, os algoritmos genéticos geram valores aleatórios e avaliam a “adaptabilidade” dos parâmetros ao objetivo de maximizar o ajustamento da regressão aos dados.⁶

⁶ Para consultar informação mais detalhada sobre algoritmos genéticos ver *Pai et al.* (2006) ou *Cai et al.* (2009).

3. Análise estatística das séries temporais relevantes

Este capítulo inclui seis secções. A primeira expõe algumas considerações gerais sobre as séries temporais mostrando a evolução da taxa de crescimento das procuras turísticas das origens sob análise e introduzindo as variáveis preços e rendimento que integram as especificações econométricas dessas procuras. Adicionalmente, analisa a estacionaridade de todas as séries temporais relevantes. Da segunda à sexta secção discutem-se as evoluções históricas das séries temporais da procura, preços e rendimento por origem.

3.1. Considerações gerais sobre as séries temporais relevantes

Portugal tem sido um destino preferencial do turismo europeu de onde se destacam os fluxos turísticos provenientes da Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido. Os dados da procura, em número de dormidas, podem ser utilizados para ilustrar o crescimento que a procura turística dirigida a Portugal tem apresentado neste milénio. Para as origens mencionadas, a tabela 3.1 mostra o número de dormidas (em milhares) entre 2000 e 2018 e a respetiva taxa de crescimento nesse período.

Tabela 3.1. - Número de dormidas (10^3) e respetivas taxas de variação (%) das origens relevantes (2000-2018)

	2000	2018	Variação (%)
Alemanha	5010.96	5408.53	7.93
Espanha	1842.85	4149.57	125.17
França	1001.52	3864.09	285.82
Holanda	1814.27	2115.35	16.60
Reino Unido	7152.43	8592.70	20.14

O maior crescimento verifica-se para a França atingindo cerca de 286%. Já a procura da Alemanha, porque apresenta um valor inicial elevado em relação às outras origens, tem uma menor variação com cerca de 8%. Em valores absolutos, o Reino Unido com mais de 8 milhões de dormidas, seguido da Alemanha, com mais de 5 milhões, são as origens que mais contribuem para o nível da procura observada em Portugal no período 2000-2018. O mercado da Alemanha, Holanda e Reino Unido, são os mercados que apresentam as menores taxas de crescimento por serem os mercados mais maduros e estáveis. Os mercados espanhol e francês aparentam estar em franco crescimento e, por isso, são considerados como

mercados em desenvolvimento. Tendo em conta a relevância do sector do turismo na economia Portuguesa, é nosso objetivo neste trabalho, perceber se os modelos econométricos estruturais multivariados são capazes de prever a procura turística com maior precisão do que os modelos a-teóricos univariados. As variáveis dependentes cujo comportamento importa prever são as procuras turísticas das 5 origens i , com $i = 1, 2, 3, 4, 5$, (1-Alemanha, 2-Espanha, 3-França, 4-Holanda e 5-Reino Unido) acima referidas, medidas pelo número de dormidas trimestrais dos residentes dessas origens em território nacional. As procuras dessas origens são designadas por PT_i .

Existem na literatura várias medidas para avaliar a procura turística como, por exemplo, a despesa dos turistas (De Mello *et al.*, 2005) o número de visitas ou o número de chegadas (Song *et al.*, 2010). Neste trabalho, considera-se o número de dormidas como uma boa proxy para medir a procura turística e essa será a variável dependente em cada modelo estimado.⁷ A amostra é composta por 76 observações trimestrais para as 5 origens referidas (Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido) e para o período 2000-2018. As estimações usam as observações do período 2000 – 2016, libertando os oito últimos trimestres para a análise de previsão que se deseja desenvolver neste estudo. Para a obtenção das estimações dos diferentes modelos e respetiva análise de resultados e previsão recorre-se ao software *Eviews*.

As principais determinantes da procura turística são, de acordo com a teoria económica, os preços relativos do destino Portugal (e de outros destinos alternativos) em relação às origens i , designados por PR_i e medidos pelo rácio entre os índices de preços no consumidor do destino e dessa origem⁸; o rendimento dos turistas das origens i medidos pelo rendimento real disponível *per capita* dessas origens em € e designados por RND_i e, pontualmente, variáveis binárias que são incluídas para levar em consideração eventuais quebras estruturais específicas de cada origem particular.

Como referido no parágrafo anterior, uma das principais determinantes da procura turística é o preço. Para o caso em análise, a variável preço dos bens e serviços consumidos pelos turistas de uma dada origem i ($i =$ Alemanha, Espanha, França e Holanda) no destino Portugal é medida de forma relativa por meio de um rácio que compara o índice de preços do consumo no destino com o de cada origem, sem necessidade de levar em consideração a taxa de câmbio visto origens e destino partilharem a mesma moeda no caso destas quatro

⁷ Todos os modelos são especificados e discutidos no capítulo 4.

⁸ Neste caso, a ponderação dos preços relativos pela taxa de câmbio só é necessária no caso do Reino Unido em que o preço relativo é ponderado pela taxa de câmbio €/£ e designado por preço efetivo ($PE_{R. UNIDO}$). Em todos os outros casos as moedas nacionais das origens e destino são a mesma (Euro) não sendo necessária essa ponderação.

origens. Os dados referentes a estas séries são obtidos, para cada período t (o subscrito t é omitido para simplificar a notação) através da base de dados do Fundo Monetário Internacional (2019). Assim, para cada origem i (i =Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido) e cada período t , esta variável é construída da seguinte forma:

$$PR_i = IPC_{pt} / IPC_i \quad (3.1)$$

Onde PR_i é o preço relativo do destino Portugal percebido pela origem i , IPC_{pt} é o Índice de Preços do Consumidor em Portugal e IPC_i é o Índice de Preços do Consumidor na origem i .

Já no caso do Reino Unido, sendo a moeda nacional diferente do euro, há que ponderar o preço relativo pela taxa de câmbio entre o euro e a libra esterlina. Neste caso, a variável designa-se por preço efetivo e, para cada período t , pode expressar-se da seguinte forma:

$$PE_j = (IPC_{pt} / IPC_j) / R_j \quad (3.2)$$

Onde PE_j é o preço efetivo do turismo no destino Portugal para a origem j (neste caso, j representa apenas o Reino Unido); IPC_{pt} é o Índice de Preços do Consumidor em Portugal; IPC_j é o Índice de Preços do Consumidor no Reino Unido; R_j é a taxa de câmbio entre o euro e a libra (£/€).

Outra das determinantes teóricas da procura turística é o rendimento dos consumidores de turismo. Neste trabalho este rendimento é medido pela *proxy* “rendimento disponível” obtida da base de dados Eurostat (2019). A variável é calculada em termos *per capita*, ou seja, é considerada a população do país origem. A série da população é também obtida da base de dados Eurostat (2019). Deste modo, a variável rendimento *per capita*, para toda a origem i (i =Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido), pode traduzir-se por:

$$RND_i = RD_i / POP_i \quad (3.3)$$

Onde, para cada período t , RND_i é o rendimento per capita da origem i ; RD_i é o rendimento total da origem i ; POP_i é a população total residente na origem i .

O Anexo 1 inclui informação sobre as estatísticas descritivas das variáveis até agora referidas: procura turística (PT), preços relativos (PR), preço efetivo (PE), e rendimento *per capita* (RND), incluindo a média, mediana, desvio padrão e os valores máximo e mínimo das origens Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido.

O país com maior número médio de dormidas é o Reino Unido com 1 842 378 dormidas trimestrais fazendo deste país o melhor “cliente” de Portugal. Em contraste, o país com o

menor número médio trimestral de dormidas é a Holanda com apenas 487 302. A Espanha apesar de país vizinho de Portugal ou, talvez por essa razão, conta com menos dormidas que o Reino Unido com uma média de 770 395 dormidas. A menor procura espanhola em relação à do Reino Unido poderá ter a ver com, além de outras razões plausíveis, o menor rendimento *per capita* verificado no país vizinho. De facto, a Espanha, é o país com o menor rendimento *per capita* trimestral com 3 480 €, enquanto que, o melhor “cliente” de Portugal é também o país com o maior rendimento *per capita* trimestral médio de cerca de 5 296 €. A França conta com um número médio de dormidas trimestrais de 517 419 e um rendimento trimestral superior ao espanhol com cerca de 4 855 €. A Alemanha é o segundo melhor “cliente” de Portugal depois do Reino Unido com um número médio de dormidas trimestrais de 1 056 925 e um rendimento médio trimestral de 5 248 €. Também é oportuno verificar que o número máximo de dormidas trimestrais é originário do Reino Unido num “pico” sazonal de 3 419 602 dormidas trimestrais que contrasta bem com o mínimo de 126 600 dormidas trimestrais originário de França.

No âmbito dos preços relativos a Alemanha apresenta o maior valor com cerca de 1.10 em média, ou seja, os preços médios em Portugal no período amostral são cerca de 10% mais elevados do que na Alemanha pelo que os alemães se poderão sentir mais desencorajados em fazer turismo em Portugal. Tal parece não se verificar no caso do Reino Unido fruto da ponderação do preço relativo pela taxa de câmbio que faz com que o preço do turismo em Portugal percebido pelos residentes no Reino Unido, seja de apenas 0.80 do preço doméstico desse bem. Assim, os turistas do Reino Unido parecem ter vantagem em fazer turismo em Portugal relativamente ao seu turismo doméstico. O preço médio de Portugal percebido pelos turistas espanhóis apresenta um valor inferior à unidade. Tal implica que, em média, o preço do turismo em Portugal é menor ao da Espanha, o que poderá levar os turistas espanhóis a optar por fazer turismo em Portugal em vez de optarem pelo turismo doméstico. Já o preço de Portugal para os turistas holandeses e franceses é maior do que nos seus países respetivos. Assim, apenas para o Reino Unido e a Espanha, o turismo em Portugal tem vantagem comparativa relativamente ao turismo doméstico.

Na análise de séries temporais, a estacionaridade é abordada como um problema a considerar nos estudos econométricos pois ignorar a não estacionaridade das variáveis envolvidas pode resultar em relações espúrias com pouco ou nenhum sentido económico. Deste modo, os pressupostos implícitos na análise das regressões com séries temporais são os de que ou as séries envolvidas são todas estacionárias, ou, não o sendo, as regressões apresentam um ou mais vetores cointegrados. Se não for o caso, as regressões podem ser espúrias e a inferência

estatística e os procedimentos de previsão podem ser inválidos. Consequentemente, a análise de regressão apenas faz sentido para dados não sujeitos a tendências, isto é, apenas se as variáveis envolvidas são individualmente estacionárias ou, não o sendo, se pelo menos uma combinação linear entre elas é estacionária. Sabendo que a maioria das séries económicas contém tendências (não são estacionárias) este problema deve ser abordado antes de se efetuar qualquer regressão.

Uma forma conveniente de eliminar a tendência de uma série temporal é através da diferenciação. Por outras palavras, a diferenciação sucessiva provocará, a dada altura, a estacionaridade da série. O número de vezes que uma série tem de ser diferenciada até atingir a estacionaridade é a chamada ordem de integração dessa série. Assim, se uma série não-estacionária Y_t for diferenciada d vezes antes de atingir a estacionaridade pode ser designada como um processo integrado de ordem d e traduzida pela expressão $Y_t \sim I(d)$.

Uma forma analítica de verificar a estacionaridade de uma série temporal é através de um teste de raiz unitária que confronta a hipótese nula de existência de uma raiz unitária contra a alternativa de que a variável é estacionária. Os testes mais conhecidos para a deteção de raízes unitárias são os *Dickey-Fuller* (DF), *Dickey-Fuller* Aumentado (ADF) e o *Phillips-Perron* (1988) que é robusto à autocorrelação da série utilizando o procedimento de Newey-West (1987). O teste *Dickey-Fuller* Aumentado (Dickey & Fuller, 1981) para testar a presença de uma raiz unitária numa série y baseia-se na equação:

$$\Delta y_t = \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^n \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

Onde y é a variável em análise, i é o número de desfasamentos da variável dependente ($i=1, \dots, n$), Δ representa o operador da 1ª diferença e ε_t é o termo de perturbação aleatório supostamente bem comportado. O procedimento do teste consiste em testar a hipótese nula $H_0: \delta = 0$, tendo uma raiz unitária (a série é não estacionária) contra a hipótese $H_1: \delta < 0$, não tendo uma raiz unitária (a série é estacionária). Este é o teste selecionado para verificar a estacionaridade das séries temporais envolvidas nas regressões que efetuamos no capítulo 4.

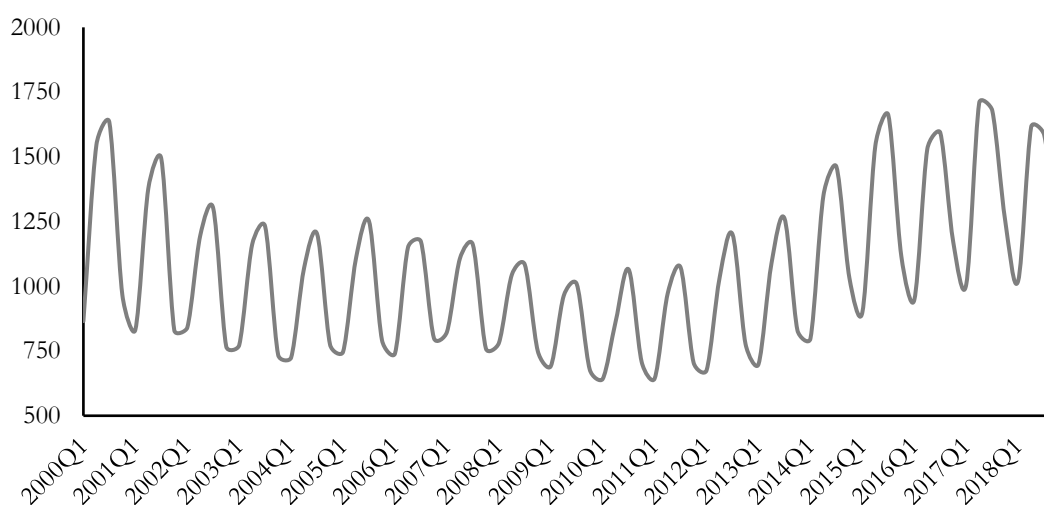
Os resultados dos testes de estacionaridade às séries temporais da procura turística, preços e rendimento para as origens Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido são fornecidos no Anexo 2. Sob a hipótese nula “ H_0 : existe uma raiz unitária na série” executado para as variáveis da procura turística (PT), preço relativo (PR) e rendimento *per capita* (RND) das diferentes origens por Portugal e as suas primeiras diferenças (ΔPT , ΔPR , ΔRND). Os resultados mostram que não se pode rejeitar H_0 da existência de raiz unitária nas séries

originais, mas que essa hipótese é rejeitada para as primeiras diferenças. Assim, conclui-se que as variáveis originais são todas integradas de ordem 1 ou $I(1)$, isto é, precisam de ser diferenciadas uma vez para atingirem a estacionaridade.

3.2. A procura turística, preços e rendimento da Alemanha

Analisando a evolução da procura turística da Alemanha ($PT_{ALEMANHA}$) na figura 3.1, constata-se que a tendência da série apresenta a forma aproximada de um “U” com uma primeira descendente e uma segunda ascendente. Estas duas fases estão separadas pela quebra estrutural da crise financeira de 2007/2008, após a qual a tendência descendente se inverte e se observa uma retomada do crescimento. Para além da sazonalidade que é uma característica inerente à procura turística, a forma em U observada poderá indicar uma série não estacionária. O resultado do teste de estacionaridade a esta variável no Anexo 2 confirma exatamente isso.

Figura 3.1. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Alemães ($PT_{ALEMANHA}$)



A figura 3.2 apresenta a evolução do preço relativo de Portugal percebido pelos turistas alemães ($PR_{ALEMANHA}$). Examinando a evolução desta série ao longo do período amostral, é importante notar que este apresenta uma consistente tendência crescente até ao início da crise financeira global de 2007/2008 mantendo-se, posteriormente, relativamente estável até ao fim do período da amostra. Assim, parece plausível admitir que a série seja não estacionária, o que é confirmado no Anexo 2 com um teste estatístico apropriado.

A figura 3.3 representa a evolução do rendimento trimestral *per capita* da Alemanha ($RND_{ALEMANHA}$) ao longo do período amostral. A variável apresenta um crescimento contínuo em todo o período amostral, podendo notar-se um ritmo de crescimento ligeiramente mais pronunciado no período entre 2010 e 2018 quando comparado com o período anterior entre 2000 e 2009. Tal como nos casos anteriores, os testes de raiz unitária aplicados a esta variável concluem pela sua não estacionaridade (ver Anexo 2).

Figura 3.2. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Alemães ($PR_{ALEMANHA}$)

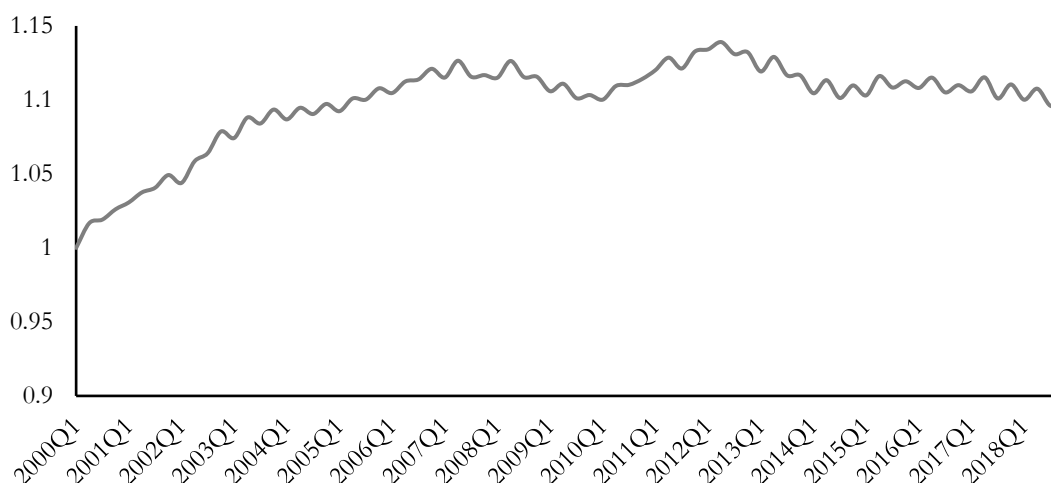
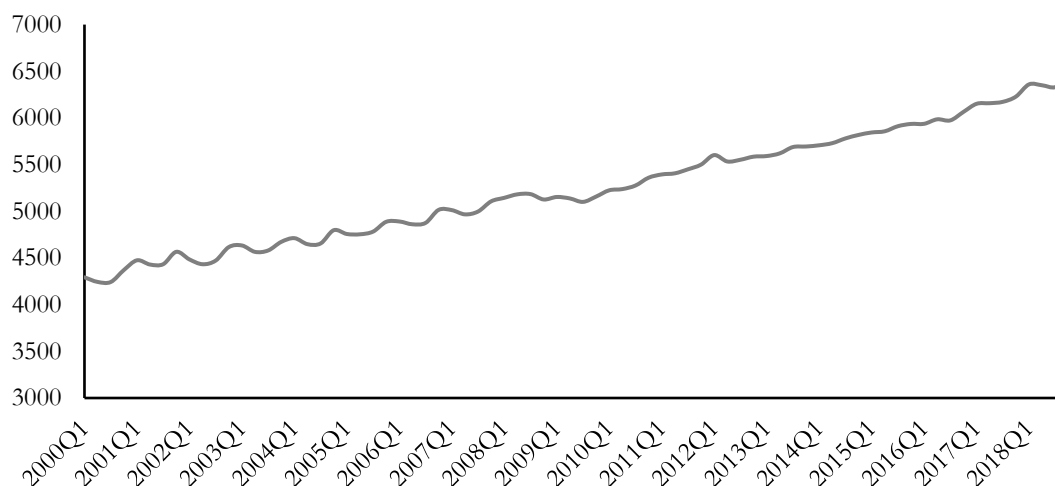


Figura 3.3. – Rendimento trimestral *per capita* (Euros) da Alemanha ($RND_{ALEMANHA}$)

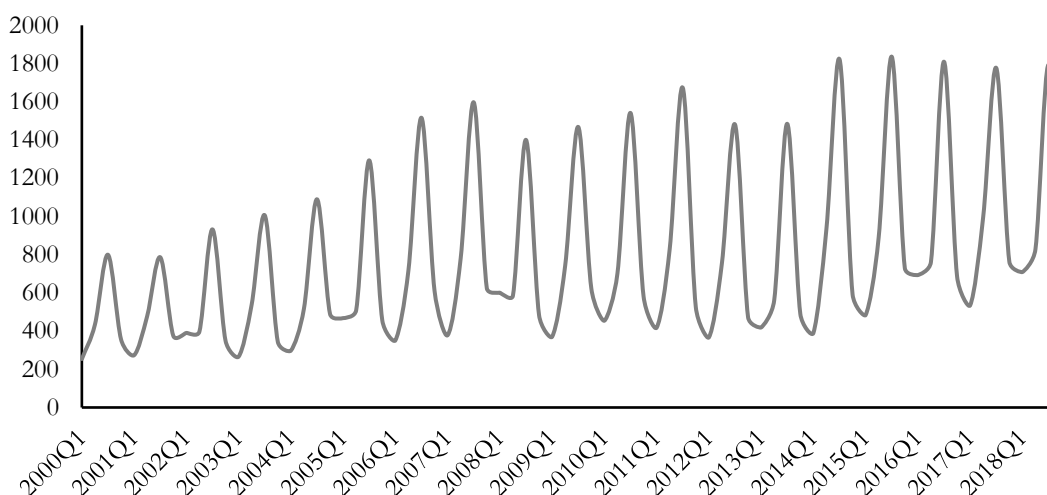


3.3. A procura turística, preço e rendimento da Espanha

Analisando a evolução da procura turística da Espanha ($PT_{ESPAÑA}$) na figura 3.4, constata-se que a série parece apresentar, para além do típico movimento sazonal, uma quebra estrutural no ritmo de crescimento que vinha a experimentar entre 2000 e 2007. Esse crescimento é

interrompido em 2008, mas retomado logo a seguir em 2009, embora a um ritmo mais lento do que o verificado no período antes da crise financeira. Em 2012 o crescimento da procura espanhola é interrompido mais uma vez, regredindo para níveis de 2008 e só é retomado em 2014 onde permanece ao nível mais alto de toda a amostra até ao fim de 2018. A não estacionaridade desta série é também confirmada nos testes incluídos no Anexo 2.

Figura 3.4. – Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Espanhóis ($PT_{\text{ESPA\~{N}HA}}$)



A figura 3.5 apresenta a evolução do preço relativo percebido pelos turistas espanhóis ($PR_{\text{ESPA\~{N}HA}}$). Pode verificar-se que entre 2000 e 2004 os preços de Portugal e Espanha eram relativamente similares (com ligeiríssima vantagem para Portugal, nunca ultrapassando os 0,02 pontos). A partir de 2004 o índice de preços em Espanha apresenta um sistemático crescimento em relação ao de Portugal, só travado no fim de 2009. A partir daí e até ao final do período amostral o preço relativo entre vizinhos estabiliza em torno de 0,97 sendo, aos olhos dos turistas espanhóis ligeiramente mais vantajoso passar férias em Portugal do que no seu território. Tal como nos casos anteriores, os testes de raiz unitária aplicados a esta variável concluem pela sua não estacionaridade (ver Anexo 2).

A figura 3.6 representa a evolução do rendimento trimestral *per capita* da Espanha ($RND_{\text{ESPA\~{N}HA}}$) com uma sazonalidade aparente. Verifica-se o que parece ser uma tendência de crescimento linear até ao segundo trimestre de 2009, onde atinge um “pico” e, a partir daí, um decréscimo contínuo até ao final de 2012. Entre 2013 e 2018 retoma um crescimento de ritmo quase anémico. Os testes de estacionaridade do Anexo 2 confirmam a não estacionaridade desta variável.

Figura 3.5. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Espanhóis ($PR_{\text{ESPAÑHA}}$)

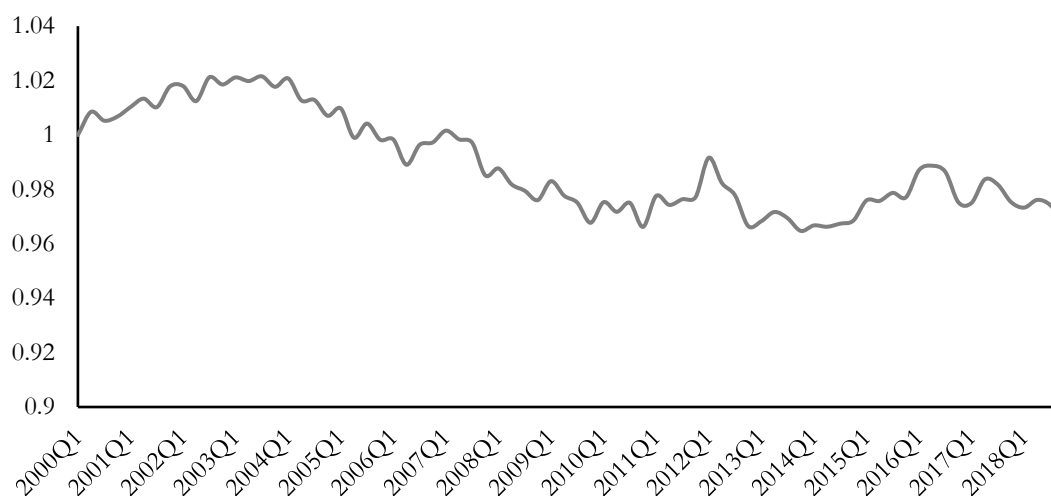
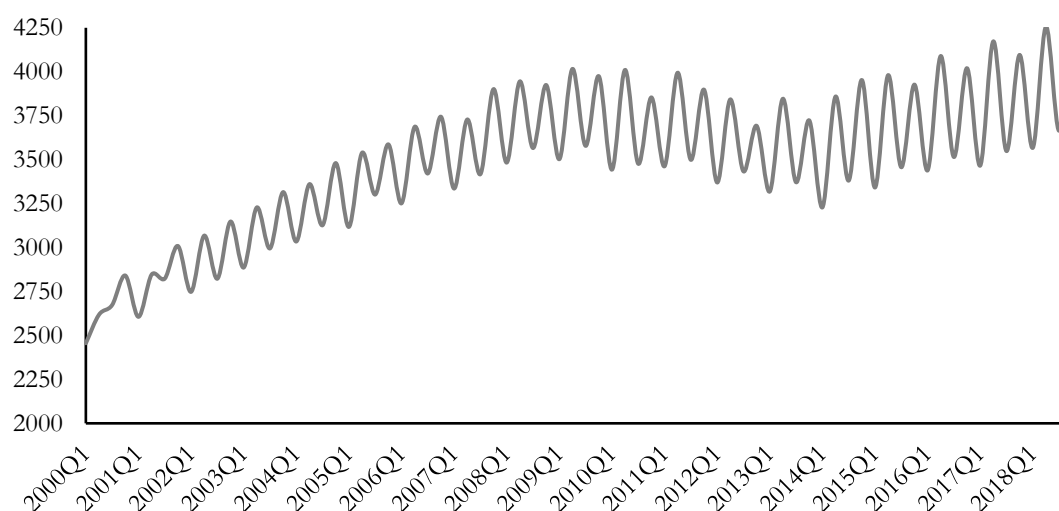


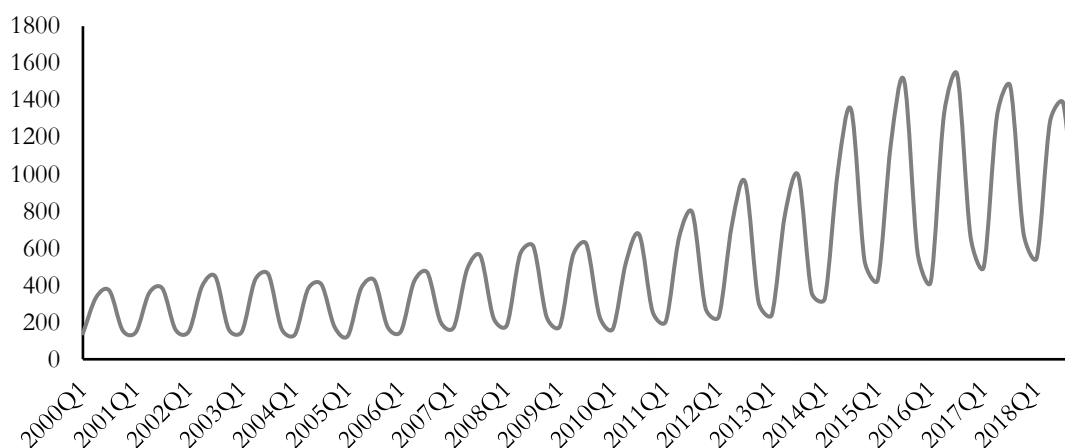
Figura 3.6. – Rendimento trimestral *per capita* (Euros) da Espanha ($RND_{\text{ESPAÑHA}}$)



3.4. A procura turística, preço e rendimento da França

Analisando a evolução da procura turística da França ($PT_{\text{FRANÇA}}$) na figura 3.7, constata-se que a série parece apresentar um crescimento de tendência exponencial em que a aceleração do ritmo de crescimento é mais notória a partir de 2008. Este perfil de crescimento do turismo francês em território nacional pode não ser ao efeito da Primavera Árabe entre 2011 e 2012, que promoveu Portugal como um destino alternativo mais seguro do que os países do norte de África preferidos dos turistas franceses. Os testes de estacionaridade a esta série presentes no Anexo 2 concluem pela sua não estacionaridade.

Figura 3.7. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Franceses ($PT_{FRANÇA}$)



A figura 3.8 apresenta a evolução do preço do turismo em Portugal percebido pelos turistas franceses ($PR_{FRANÇA}$) e relativo ao do turismo em França. Pode verificar-se que o turismo em Portugal é relativamente mais caro do que em França para todo o período da amostra. O comportamento deste preço é muito semelhante ao que se verifica no caso da Alemanha, com uma tendência crescente até ao segundo trimestre de 2007 mantendo-se, posteriormente, relativamente estável até ao fim do período da amostra. Tal como nos casos anteriores, pode ver-se no Anexo 2 os testes de raiz unitária aplicados a esta variável que concluem pela sua não estacionaridade.

A figura 3.9 representa a evolução do rendimento trimestral *per capita* da França com aparente sazonalidade ($RND_{FRANÇA}$). Verifica-se que a variável apresenta uma tendência de crescimento linear até ao início da crise financeira e depois um abrandamento notório desse crescimento até ao fim do período amostral. Os testes de estacionaridade no Anexo 2 concluem que a série é não estacionária.

Figura 3.8. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Franceses ($PR_{FRANÇA}$)

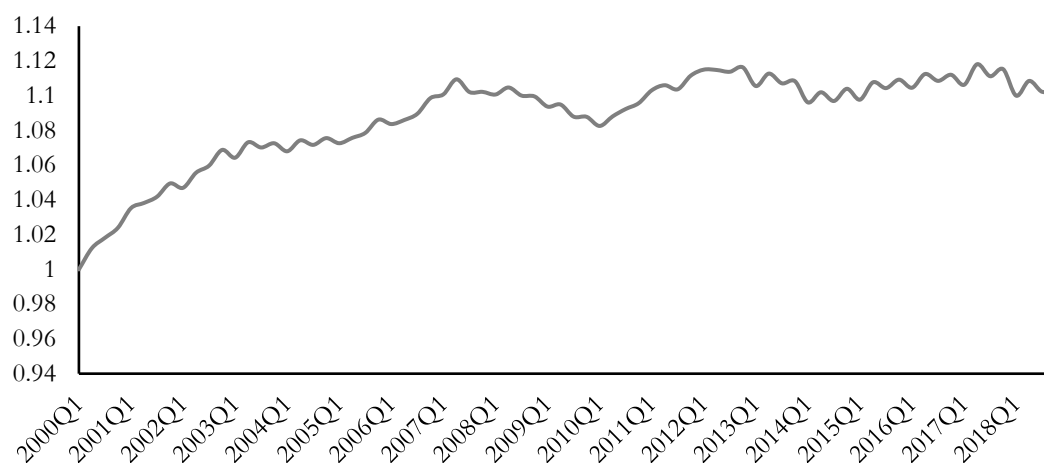
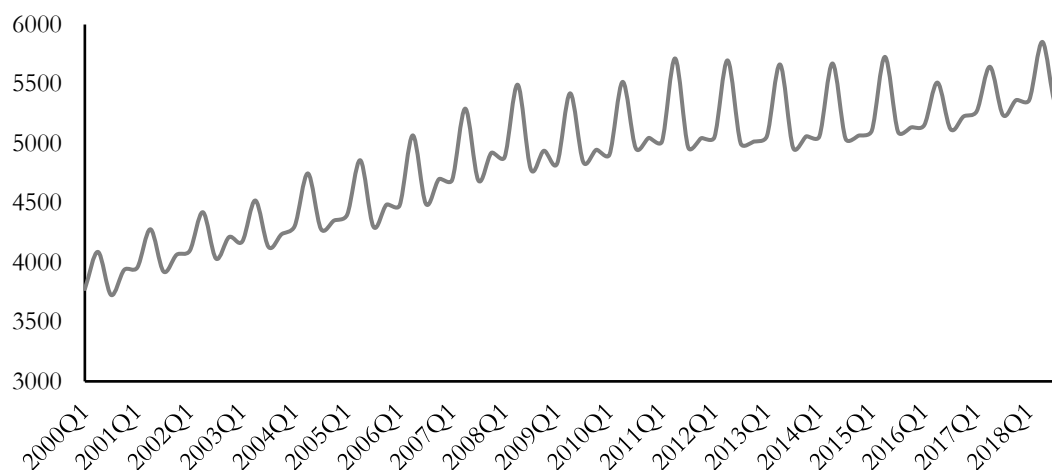


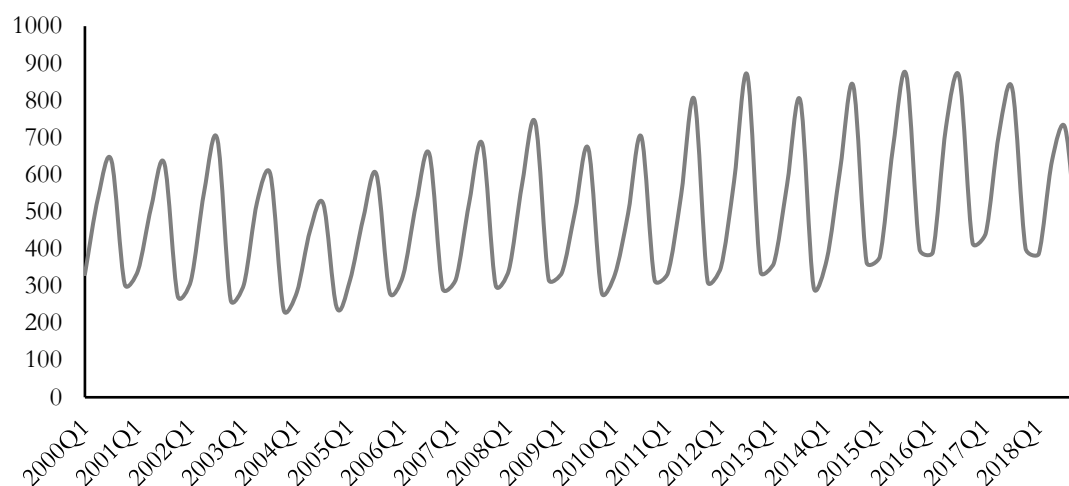
Figura 3.9. - Rendimento trimestral *per capita* (Euros) da França ($RND_{FRANÇA}$)



3.5. A procura turística, preço e rendimento da Holanda

Analisando a evolução da procura turística da Holanda ($PT_{HOLANDA}$) na figura 3.10, constata-se que esta se apresenta relativamente constante ao longo de todo o período amostral com uma discreta tendência crescente a partir de 2009. No Anexo 2, os testes de estacionaridade para esta variável concluem pela sua não estacionaridade.

Figura 3.10. – Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas Holandeses (PT_{HOLANDA})



A figura 3.11 apresenta a evolução do preço relativo de Portugal percebido pelos turistas holandeses (PR_{HOLANDA}). Pode verificar-se tendência crescente até ao 2º trimestre de 2008; uma quebra que se prolonga até ao fim de 2009 seguida de uma recuperação para o nível verificado antes da crise financeira que se prolonga até ao início de 2012. A partir daí observa-se uma queda sistemática até ao fim do período amostral. Os testes analíticos no Anexo 2 confirmam a não estacionaridade desta série.

A figura 3.12 representa a evolução do rendimento trimestral *per capita* da Holanda com uma sazonalidade aparente (RND_{HOLANDA}). Pode verificar-se que a série cresce até ao início de 2009 e estagna entre 2009 e 2015 e retoma o crescimento até ao fim do período da amostra. Tal como nos casos anteriores, os testes de raiz unitária no Anexo 2 concluem pela sua não estacionaridade.

Figura 3.11. - Preço relativo de Portugal percebido pelos turistas Holandeses (PR_{HOLANDA})

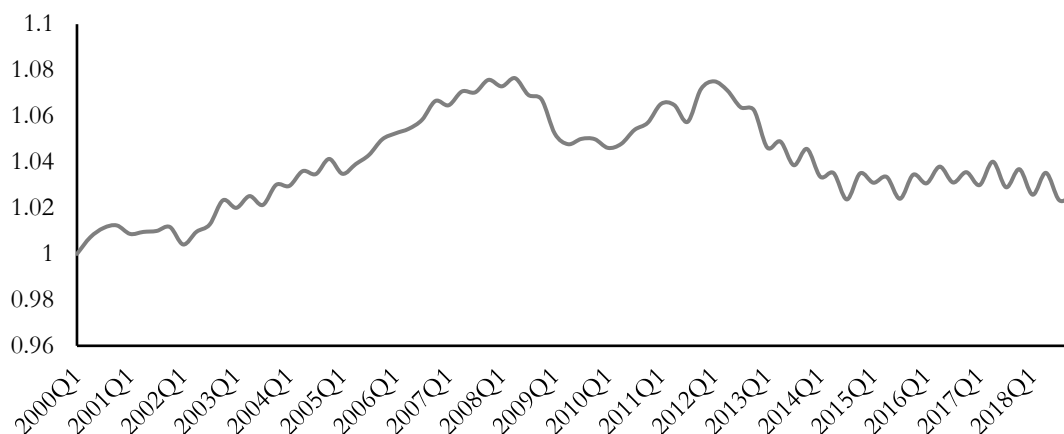
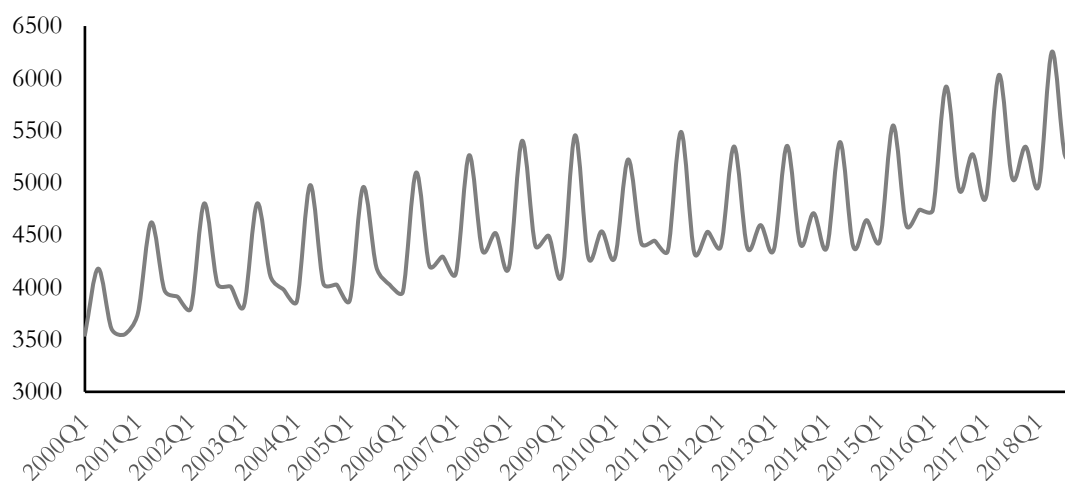


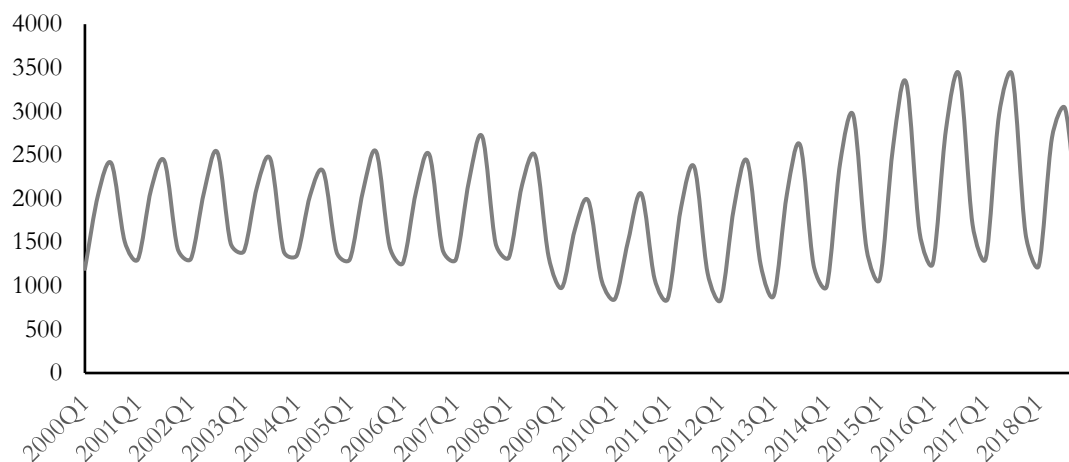
Figura 3.12. - Rendimento trimestral *per capita* (Euros) da Holanda (RND_{HOLANDA})



3.6. A procura turística, preço e rendimento do Reino Unido

Analisando a evolução da procura turística do Reino Unido ($PT_{\text{REINO UNIDO}}$) na figura 3.13, constata-se que a série apresenta um ligeiro crescimento entre 2000 e 2007; tem uma queda acentuada durante a crise financeira e retoma o crescimento em ritmo mais acelerado a partir do início de 2011. Os testes de estacionaridade no Anexo 2 confirmam a não estacionaridade desta variável.

Figura 3.13. - Número de dormidas trimestrais (10^3) dos turistas do Reino Unido ($PT_{R.UNIDO}$)



A figura 3.14 apresenta a evolução do preço efetivo de Portugal percebido pelos turistas do Reino Unido ($PE_{R.UNIDO}$). Pode verificar-se que a série cresce, embora a ritmos diferenciados, entre 2000 e 2009 para depois decrescer até ao 3º trimestre de 2015. A partir do final de 2015, a preparação e seguimento do referendo do “*Brexit*” em 2016 resulta na queda da libra e inevitavelmente o aumento do preço efetivo que se mantém estável a partir de 2017 até ao final da amostra. A série é não estacionária como se pode verificar pelos testes de estacionaridade no Anexo 2.

A figura 3.15 representa a evolução do rendimento trimestral *per capita* do Reino Unido ($RND_{R.UNIDO}$) onde se observa um ligeiro crescimento até ao final de 2007. Verifica-se depois uma queda abrupta em 2008 e o início da recuperação em 2009 que se prolonga a um ritmo crescente até ao fim de 2015. Tal como no caso do preço efetivo, com o referendo do “*Brexit*” a taxa de câmbio da libra em euros diminui consideravelmente, e o rendimento convertido em euros diminui proporcionalmente. Os testes de raiz unitária do Anexo 2 aplicados a esta variável concluem pela sua não estacionaridade.

Figura 3.14. - Preço efetivo de Portugal percebido pelos turistas do Reino Unido ($PE_{R.UNIDO}$)

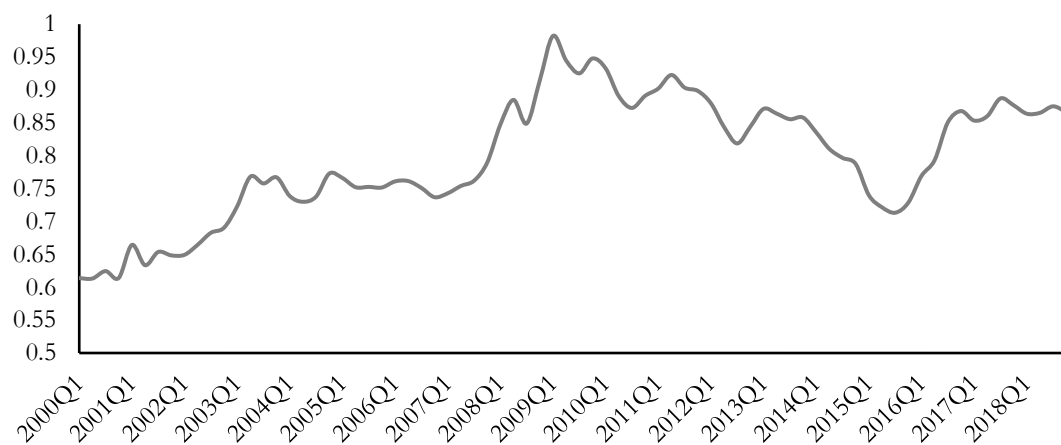
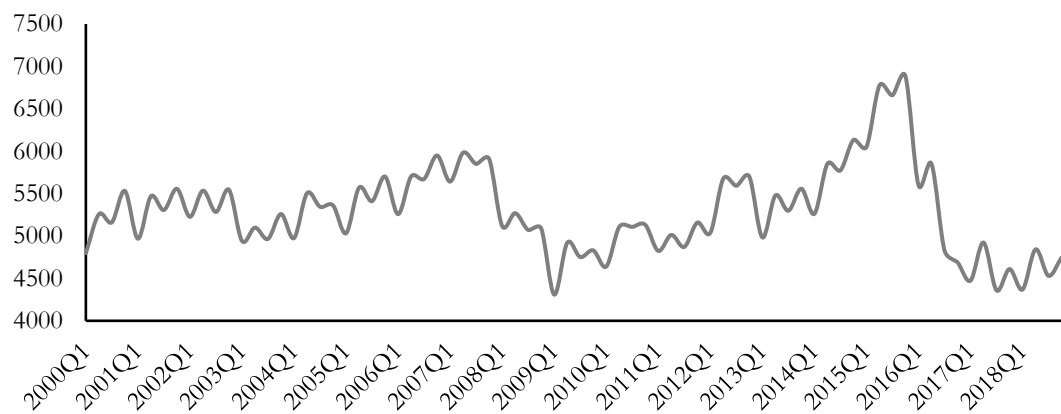


Figura 3.15. - Rendimento trimestral *per capita* (Euros) do Reino Unido ($RND_{R.UNIDO}$)



4. Especificação e estimação dos modelos empíricos

O capítulo 4 está dividido em três secções. Na secção 1, é especificado e estimado um modelo a-teórico constante para cada uma das origens sob análise, discutindo-se depois as previsões obtidas com estes modelos. Na secção 2, especificam-se e estimam-se os modelos auto-regressivos (AR) para as mesmas origens apresentando depois, tal como na secção anterior, as previsões da procura obtidas com estes modelos. Na secção 3, faz-se o mesmo que anteriormente, mas com os modelos ARDL/EC, além da análise de cointegração necessária à verificação da existência de uma ou mais relações de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis de cada modelo. Na secção 4, analisa-se a precisão preditiva de cada modelo comparando as previsões obtidas em cada caso com os valores observados da variável dependente. Para esta última tarefa, considera-se a informação trimestral recolhida no período 2000 a 2018, sendo que para a estimação dos modelos se usam apenas as primeiras 68 observações trimestrais, libertando os últimos 8 trimestres para a análise de previsão.

4.1. Modelos constantes das procuras turísticas

Com frequência, o modelo constante e, em alguns casos, as versões mais simples dos modelos auto-regressivos são usadas como “*benchmark*” na avaliação da precisão das previsões obtidas por métodos de previsão mais sofisticados (Law, 2000; Burguer *et al.*, 2001; Kon e Turner, 2005). Nesta dissertação utilizamos os modelos constante e auto-regressivo AR(4) para este mesmo efeito.

O modelo constante, especificado com variáveis *dummy* representativas de cada trimestre, pode ser descrito pela seguinte equação:

$$PT_{i,t} = \sum_{n=1}^4 \beta_n D_n + u_t \quad (4.1)$$

Onde i representa cada uma das origens em estudo (Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido), t representa o período corrente e $n=1,2,3,4$, representa cada um dos quatro trimestres do ano. A variável binária D_n assume o valor 1 para o trimestre em causa e 0 para todos os outros; β_n é o coeficiente da variável binária, representando o número médio de dormidas no trimestre respetivo e u_t representa a série de termos de perturbação que se assumem independentes e identicamente distribuídos.

A tabela 4.1 apresenta as estimativas dos coeficientes do modelo constante de cada uma das origens sob investigação. A parte inferior da tabela apresenta informação sobre a qualidade estatística das regressões com a inclusão dos valores do coeficiente de determinação R^2 ajustado, da estatística do teste para a deteção de autocorrelação Breusch-Godfrey (Godfrey, 1978; Breusch, 1978) e do valor da estatística do teste Jarque-Bera de para deteção de normalidade nas perturbações aleatórias (Jarque e Bera, 1987).

Tabela 4.1. - Estimativas dos coeficientes dos modelos constante (4.1)

	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
Q_1	771.9	404.2	208.7	336.7	1145.5
Q_2	1182.8	649.6	620.0	552.3	2103.9
Q_3	1285.3	1384.5	738.2	716.4	2558.2
Q_4	834.7	516.9	285.3	308.3	1377.0
Qualidade do Ajustamento					
R^2 ajustado	0.62	0.77	0.40	0.85	0.81
BG	53.09 (0.00)	39.12 (0.00)	62.90 (0.00)	48.59 (0.00)	56.86 (0.00)
Normalidade	6.37 (0.04)	6.28 (0.04)	30.42 (0.00)	3.63 (0.16)	13.01 (0.00)

O valor do R^2 ajustado indica que a sazonalidade explica entre 40 e 85% das variações da variável dependente. O teste BG rejeita a hipótese nula de ausência de autocorrelação em todos os casos, significando que o modelo constante apresenta autocorrelação nos resíduos como é natural num modelo a-teórico onde é de esperar que haja variáveis relevantes omissas. A normalidade das perturbações também é rejeitada em todos os modelos exceto o do Reino Unido. O modelo constante é, portanto, um modelo que é estatisticamente pouco robusto, pelo que a sua relevância se limita à obtenção de previsões que depois se comparam com as de outros modelos para hierarquização da sua performance preditiva.

Na tabela 4.2 estão inscritos os valores observados, valores previstos e erro absoluto médio percentual (MAPE) obtidos com estes modelos e, como se pode constatar pelo valor da estatística MAPE, este modelo apresenta um erro absoluto percentual médio entre 15.8% (para a Holanda) e 54.4% (para a França) o que revela a pouca precisão das suas previsões.

Tabela 4.2. - Previsões da procura turística com o modelo contante

	2017				2018				MAPE
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2	Q3	Q4	
ALEMANHA									
Observações	1006.8	1708.8	1679.5	1253.5	1020.8	1615.3	1585.1	1187.4	26.3%
Previsões	771.9	1182.8	1285.3	834.7	771.9	1182.8	1285.3	834.7	
ESPANHA									
Observações	534.2	997.3	1776.8	763.0	708.7	828.2	1793.1	819.6	29.7%
Previsões	404.2	649.6	1384.5	516.6	404.2	649.6	1384.5	516.9	
FRANÇA									
Observações	499.3	1316.6	1475.6	680.8	549	1,284	1,383	648	54.4%
Previsões	208.7	620.0	738.3	285.3	208.7	620.0	738.3	285.3	
HOLANDA									
Observações	442.3	711.1	831.9	401.6	386.4	637.4	724.9	366.8	15.8%
Previsões	336.7	552.3	716.4	308.3	336.7	552.3	716.4	308.3	
REINO UNIDO									
Observações	1314.6	2961.0	3414.9	1599.8	1230.2	2701.0	3027.8	1633.7	18.8%
Previsões	1145.5	2103.9	2558.2	1377.0	1145.5	2103.9	2558.2	1377.0	

4.2. Modelos AR das procuras turísticas

Os modelos auto-regressivos, para a variável procura turística, podem ser especificados da seguinte forma:

$$PT_{i,t} = \alpha + \sum_{q=1}^4 \beta_q PT_{t-q} + u_t \quad (4.2)$$

Onde $PT_{i,t}$ representa a procura turística da origem i (i = Alemanha; Espanha; França; Holanda; Reino Unido) no período corrente t ; PT_{t-q} traduz o conjunto de termos auto-regressivos da procura turística, desfasados de 4 períodos por se tratar de dados com frequência trimestral⁹; β_q representam os coeficientes dos quatro desfasamentos da variável dependente, α é o termo independente e u_t é a série de termos de perturbação supostamente bem comportados, que se presumem independentes e identicamente distribuídos.

A tabela 4.3 mostra os resultados das estimações do modelo auto-regressivo para cada uma das origens sob investigação. Na parte inferior da tabela apresenta-se informação sobre a qualidade estatística das regressões com a inclusão do valor da estatística do teste de Breuch-Godfrey (Breusch, 1978; Godfrey, 1978) para deteção de autocorrelação, e do valor da estatística Jarque-Bera do teste de normalidade.

⁹ A extensão máxima dos desfasamentos foi decidida com base nos critérios de informação de Akaike, H. (1974) e de Schwarz, E. (1978) e sugerem, para todos eles, um número máximo de desfasamentos de 4 períodos.

Tabela 4.3. - Estimativas dos coeficientes dos modelos AR (4.2)

	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
PT_{t-1}	0.42	0.02	0.26	0.03	0.24
PT_{t-2}	-0.37	0.01	-0.25	-0.02	-0.24
PT_{t-3}	0.39	0.00	0.26	0.02	0.23
PT_{t-4}	0.57	1.01	0.83	0.99	0.79
Qualidade do ajustamento					
R² ajustado	0.91	0.91	0.98	0.95	0.94
BG	30.3 (0.00)	11.0 (0.03)	22.4 (0.00)	20.7 (0.00)	39.0 (0.00)
Normalidade	2.45 (0.29)	0.51 (0.77)	163.9 (0.00)	2.83 (0.24)	9.73 (0.01)

O valor do R² ajustado indica que a sazonalidade explica entre 91 e 98% das variações da variável dependente. O teste BG rejeita a hipótese nula de ausência de autocorrelação em todos os casos e a normalidade das perturbações em todos os modelos exceto os da França e do Reino Unido. Este tipo de modelo não serve para explicar o comportamento da variável dependente, serve apenas, tal como o modelo constante, como termo de comparação da qualidade das previsões para os valores da variável dependente.

A tabela 4.4 apresenta os valores observados e previstos da procura turística e os valores da estatística MAPE, obtidos com estes modelos AR(4), para as origens de interesse. Como se pode constatar pelos valores da estatística MAPE, este modelo apresenta um erro absoluto percentual médio entre 6.3% (para o Reino Unido) e 14% (para a Espanha) o que revela uma melhor qualidade nas previsões do que a obtida com o modelo constante. Um erro percentual médio entre 5% e 10% é aceitável, no caso de previsões para a procura turística, atestando a relativa boa qualidade dos modelos AR para este efeito.

Tabela 4.4. - Previsões da procura turística com os modelos AR(4)

	2017				2018				MAPE
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2	Q3	Q4	
ALEMANHA									
Observações Previsões	1006.8	1708.8	1679.5	1253.5	1020.8	1615.3	1585.1	1187.4	6.4%
	1028.9	1470.5	1695.5	1123.2	1134.5	1580.5	1732.5	1170.8	
ESPANHA									
Observações Previsões	534.2	997.3	1776.8	763.0	708.7	828.2	1793.1	819.6	14.0%
	733.3	785.5	1850.6	733.2	573.5	1027.5	1816.9	809.5	
FRANÇA									
Observações Previsões	499.3	1316.6	1475.6	680.8	549	1,284	1,383	648	10.4%
	482.7	1469.4	1668.8	733.8	566.9	1455.3	1601.9	745.6	
HOLANDA									
Observações Previsões	442.3	711.1	831.9	401.6	386.4	637.4	724.9	366.8	10.8%
	396.5	744.0	874.8	431.5	447.7	724.4	842.1	414.0	
REINO UNIDO									
Observações Previsões	1314.6	2961.0	3414.9	1599.8	1230.2	2701.0	3027.8	1633.7	6.3%
	1218.7	2892.1	3481.9	1757.9	1279.0	3024.9	3411.5	1624.1	

4.3. Modelos ARDL/EC para as procuras turísticas

Os modelos econométricos estruturais são, geralmente, mais complexos porque têm a teoria económica na base das suas especificações. Estes são modelos que, quando bem especificados e passados pelo “crivo” dos testes de diagnóstico, são capazes de não só explicar o comportamento da variável dependente, como também de produzir previsões com maior precisão em comparação com modelos a-teóricos univariados.

O modelo auto-regressivo com desfasamentos distribuídos, desenvolvido por Pesaran e Pesaran (1997), é um modelo muito utilizado no estudo da economia do turismo (De Mello, 2001; Song *et al.*, 2003a; Song *et al.*; Jalil *et al.*, 2013). A especificação dinâmica do modelo ARDL assume que a procura turística se ajusta aos choques aleatórios através de um mecanismo de correção que leva o nível da variável dependente a não se afastar demasiado do seu valor de equilíbrio de longo prazo. A especificação de um modelo auto-regressivo com desfasamentos distribuídos de 4ª ordem para a procura turística da origem *i* pode escrever-se da seguinte forma:

$$PT_{i,t} = a + \sum_{n=0}^4 b_n P_{t-n} + \sum_{n=0}^4 c_n PC_{t-n} + \sum_{n=0}^4 d_n RND_{t-n} + \sum_{n=1}^N e_n D_n + \sum_{n=1}^4 \theta_n PT_{t-n} + u_t \quad (4.3)$$

Onde i = Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido; PT_t representa a procura turística da origem i dirigida a Portugal, no período corrente (t) em milhares de dormidas; PT_{t-n} representa o conjunto de quatro desfasamentos da variável dependente (uma vez que os dados são trimestrais e os critérios AIC e SBC sugerem que o número máximo de desfasamentos a ser incluído é 4); P_{t-n} ($n = 0, 1, 2, 3, 4$), representa o preço do turismo em Portugal, no período corrente e nos quatro trimestres anteriores¹⁰; PC_{t-n} designa o preço do turismo em destinos alternativos a Portugal, para a origem i , no período corrente e nos quatro trimestres anteriores¹¹; RND_{t-n} representa o rendimento real *per capita* da origem i , em euros, no período corrente e nos quatro trimestres anteriores; D_n representam um conjunto de variáveis binárias traduzindo “choques” que podem afetar a procura turística. As letras b , c , d e e representam os coeficientes das variáveis explicativas e a é o termo independente; θ_n são os coeficientes dos diferentes desfasamentos da variável dependente cuja soma representa a taxa de declínio anual do ajustamento da variável dependente; u_t representa a série dos termos de perturbação que se assumem como independentes e identicamente distribuídos.

Na equação (4.3), os impactos de curto prazo de cada uma das variáveis explicativas na procura turística da origem i são medidos pelos respetivos coeficientes no período corrente. Para se obterem os impactos de longo prazo é necessário calcular primeiro a velocidade de ajustamento (va), que é dada pela expressão:

$$va = 1 - \sum_{n=1}^4 \theta_n \quad (4.4)$$

Em seguida, podem calcular-se os impactos de longo prazo das variáveis explicativas na variável dependente, com base nas seguintes fórmulas:

$$\text{Impacto de longo prazo da variável P: } b_{LP} = \frac{\sum_{n=1}^4 b_n}{1 - \sum_{n=1}^4 \theta_n}$$

¹⁰ Para as origens Alemanha, França, Holanda e Espanha este é um preço relativo, medido pelo rácio entre o índice de preços de Portugal e o da origem respetiva. Para a origem Reino Unido, esta variável representa o preço efetivo que é o rácio entre o índice de preços de Portugal e do Reino Unido, ponderado pela taxa de câmbio entre o Euro e a Libra. O mesmo ocorre para a variável PC que representa o preço relativo de destinos concorrentes de Portugal para as quatro origens referidas e, o preço efetivo desses destinos alternativos para o caso de a origem ser o Reino Unido.

¹¹ Neste contexto, considera-se a Espanha como único concorrente de Portugal para as origens Alemanha, França, Holanda e Reino Unido, dada a proximidade geográfica e as características de destino sol e mar de que ambos desfrutam. Mas, para os turistas espanhóis, a França é, porventura, o destino concorrente de Portugal pela proximidade geográfica.

Impacto de longo prazo da variável PC: $c_{LP} = \frac{\sum_{n=1}^4 c_n}{1 - \sum_{n=1}^4 \theta_n}$

Impacto de longo prazo da variável RND: $d_{LP} = \frac{\sum_{n=1}^4 d_n}{1 - \sum_{n=1}^4 \theta_n}$

Assim, a relação de equilíbrio de longo prazo para a procura turística da origem i pode ser descrita pela seguinte equação:

$$PT_{i,t} = a + b_{LP}P_t + c_{LP}PC_t + d_{LP}RND_t + \varepsilon_t \quad (4.5)$$

A equação (4.5) traduz a relação de equilíbrio de longo prazo entre a quantidade procurada de turismo no destino Portugal (variável dependente), o seu preço, o rendimento do consumidor/turista e os preços do turismo em destinos substitutos e/ou complementares (variáveis independentes), assumindo que, no longo-prazo, o processo de ajustamento da variável dependente ao seu valor de equilíbrio está completo, a equação (4.5) assume o carácter estático de um modelo de equilíbrio. A dinâmica de curto-prazo que permite à variável dependente voltar ao seu equilíbrio após cada “choque” é traduzida pelo mecanismo de correção de erro que é deduzido da relação de longo prazo em (4.5), tal que:

$$\varepsilon_t = PT_{i,t} - [a + b_{LP}P_t + c_{LP}PC_t + d_{LP}RND_t] \quad (4.6)$$

Na equação (4.6), a variável dependente ε_t representa o “erro de equilíbrio” da relação de longo prazo do modelo auto-regressivo com desfasamentos distribuídos.

Recordando que, para se retirarem conclusões estatisticamente válidas de uma especificação empírica com séries temporais não estacionárias, é indispensável que nela exista pelo menos um vetor ou relação cointegrado(a), torna-se necessário demonstrar que o “erro de equilíbrio” em (4.6) é estacionário (Engle e Granger, 1991). Se tal ocorre, pode afirmar-se que a equação (4.5) traduz uma relação de equilíbrio de longo prazo válida entre a variável dependente e as suas determinantes.

A tabela 4.5 apresenta os resultados da estimação do modelo parcimonioso resultante da aplicação da abordagem “*general-to-specific*” de Hendry (1995). Esta abordagem implica que se comece por estimar o modelo “geral” (4.3), com todas as determinantes conhecidas da variável dependente e o máximo de desfasamentos indicados nos testes específicos para o efeito. Em seguida, são eliminadas sucessivamente as variáveis que não cumpram critérios teóricos e estatísticos pré-definidos. O processo chega ao seu termo quando se obtém uma especificação parcimoniosa, economicamente interpretável, teoricamente consistente e estatisticamente robusta.

Na parte superior da tabela 4.5, encontram-se as estimativas dos coeficientes das variáveis explicativas (nomeadas na primeira coluna da tabela), dos modelos de procura de cada origem, a saber, Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido. A significância individual de cada coeficiente é medida pelo valor-probabilidade (*p-value*) entre parêntesis à frente de cada estimativa¹². Na parte inferior da tabela 4.5. encontram-se medidas da qualidade do ajustamento (R^2 ajustado e teste F de significância global) e testes de diagnóstico para aferir o cumprimento das hipóteses clássicas (teste Breuch-Godfrey de deteção de autocorrelação; teste Ramsey-RESET de deteção da inadequação da especificação; teste Jaque-Bera de deteção de normalidade das perturbações).

Tabela 4.5. - Estimativas dos coeficientes dos modelos ARDL com correção de Newey-West (4.3)

	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
C	-300.1 (0.00)	-286.3 (0.01)	1152.7 (0.00)	439.7 (0.10)	4671.3 (0.00)
P_{t-1}					-1412.2 (0.00)""
P_{t-3}			-1829.1 (0.00)""		
P_{t-4}		-7694 (0.00)""			
PC_{t-1}				-490.2 (0.05)""	
PC_{t-3}					-3729.2 (0.00)""
RND_{t-1}	74.4 (0.00)""	675.0 (0.00)""	190.8 (0.00)""	32.5 (0.00)""	
RND_{t-2}		-523.9 (0.00)""			
RND_{t-3}					277.1 (0.00)""
$D_{outliers}$	176.2 (0.00)""	-212.7 (0.00)""	259.4 (0.00)""	-92.9 (0.00)""	-345.9 (0.00)""
PT_{t-1}	0.13 (0.03)"	0.29 (0.00)""	0.74 (0.00)""		0.04 (0.02)"
PT_{t-2}	-0.13 (0.03)"	-0.43 (0.00)""	-0.81 (0.00)""	-0.10 (0.00)""	-0.40 (0.00)""
PT_{t-3}	0.11 (0.06)'	0.32 (0.04)"	0.90 (0.00)""		
PT_{t-4}	0.79 (0.00)""	0.53 (0.00)""		0.93 (0.00)""	0.62 (0.00)""
Qualidade do ajustamento					
R^2 ajustado	0.96	0.94	0.97	0.98	0.98
Estatística F	261.2 (0.00)	160.2 (0.00)	416.4 (0.00)	782.8 (0.00)	365.6 (0.00)
BG	10.0 (0.04)	2.11 (0.72)	25.29 (0.00)	4.78 (0.31)	21.00 (0.00)
RESET	1.71 (0.20)	0.16 (0.69)	0.39 (0.54)	0.33 (0.57)	0.00 (0.99)
Normalidade	1.07 (0.58)	2.87 (0.24)	1.31 (0.52)	2.37 (0.30)	2.27 (0.32)

Com a informação contida na tabela 4.5, pode verificar-se que todos os coeficientes estimados, à exceção do coeficiente do 3º desfasamento da variável dependente na equação da Alemanha, são significativos para um nível de confiança de 95% ou mais. Os sinais dos coeficientes são todos teoricamente consistentes, a saber, os coeficientes do preço do turismo em Portugal (P), não tendo impacto significativo no período corrente em nenhuma das

¹² Um $p\text{-value} \leq 0,01$, indica significância estatística a 1% ou menos e é assinalada com ""; um $p\text{-value} \leq 0,05$, indica significância estatística a 5% ou menos e é assinalada com "; um $p\text{-value} \leq 0,10$, indica significância estatística a 10% ou menos e é assinalada com '.

regressões, são negativos, tal como esperado, para os desfasamentos da variável. O preço do destino concorrente (Espanha), só é relevante nas equações da Holanda e do Reino Unido e apenas para alguns dos desfasamentos da variável. Os sinais negativos dos coeficientes desta variável, indicam a complementaridade dos destinos Portugal e Espanha para os turistas daquelas origens. Os sinais dos coeficientes das variáveis rendimento são positivos, indicando, como é de esperar, que a procura de cada origem aumenta com o rendimento *per capita* dos turistas dessa origem. No entanto, também neste caso, os coeficientes do rendimento no período corrente não são significativos.

Em todas as regressões houve que incluir variáveis binárias representativas de *outliers*, isto é, valores anómalos nas respetivas procuras¹³. As estimativas dos coeficientes destes *outliers* podem ser quer positivas quer negativas.

Quanto aos coeficientes dos desfasamentos da variável dependente pode verificar-se que, em todas as equações, a taxa de declínio obedece ao requisito teórico de estar no intervalo]0,1], implicando que a velocidade de ajustamento (va), para todas as origens, obedeça à restrição, $1 \geq va > 0$.

O valor do R^2 ajustado indica que os modelos explicam entre 94% e 98% das variações da variável dependente e a estatística F indica que as regressões são todas globalmente significativas para um nível de significância inferior a 1%. O teste Breuch-Godfrey (Breusch, 1978; Godfrey, 1978) indica a presença de autocorrelação em todas as regressões, exceto nas da Espanha e Holanda, pelo que se utiliza o procedimento de Newey-West (Newey e West, 1987) para a estimação consistente das variâncias dos estimadores dos coeficientes nos restantes modelos. O teste RESET (Ramsey, 1969) não rejeita a nula de adequação da forma funcional, e a normalidade da distribuição das perturbações também não é rejeitada pelo teste de Jarque-Bera (Jarque e Bera, 1987) em todos os modelos.

Dado que os modelos parecem apresentar a consistência teórica e a robustez estatística adequadas, prossegue-se agora com o cálculo das estimativas dos coeficientes de longo prazo, que permitem deduzir a série do erro de equilíbrio cuja estacionaridade deve ser testada. Se a série for estacionária, então pode concluir-se que existe pelo menos um vetor cointegrado entre a variável dependente e as suas determinantes e, portanto, uma relação de equilíbrio longo prazo válida.

¹³ Na série da procura alemã os *outliers* são o 2º e 3º trimestre de 2014 e 2015, na procura espanhola do 2º ao 4º trimestre de 2008; na procura francesa o 3º trimestre de 2014 a 2016; na procura holandesa o 3º trimestre de 2003, 2004, 2009, 2013 e 2016 e na procura do Reino Unido o 3º trimestre de 2009 e o 4º de 2016.

Com a equação (4.4) podem obter-se as velocidades de ajustamento (va) de todas as procuras turísticas, através da soma dos coeficientes dos seus desfasamentos nas respetivas regressões. A tabela 4.6 inclui as velocidades de ajustamento estimadas das procuras da Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido.

Tabela 4.6. - Velocidades de ajustamento estimadas (va) das procuras turísticas

	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
va	0.10	0.29	0.17	0.17	0.74

Com as velocidades de ajustamento estimadas, podem obter-se as estimativas dos impactos de longo prazo das determinantes sobre a procura turística de cada origem. A tabela 4.7 apresenta os coeficientes de longo prazo dos modelos ARDL para as procuras turísticas da Alemanha, França, Holanda e Reino Unido.

Tabela 4.7. - Estimativas dos coeficientes de longo prazo do modelo ARDL

	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
C	-3 001	-987	6 781	2 586	6 313
P_t		-26 531	-10 759		-1 908
PC_t				-2 884	-5 039
RND_t	744	521	1 122	191	374

Assim, as relações de equilíbrio de longo prazo das procuras turísticas alemã, espanhola, francesa, holandesa e do Reino Unido dirigidas a Portugal podem ser apresentadas na seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 PT_{ALE,t} &= -3\,001 + 744 RND_t + \hat{\varepsilon}_t = \widehat{PT}_{ALE,t} + \hat{\varepsilon}_t \\
 PT_{ESP,t} &= -987 - 26\,531 P_t + 521 RND_t + \hat{\varepsilon}_t = \widehat{PT}_{ESP,t} + \hat{\varepsilon}_t \\
 PT_{FRA,t} &= 6\,781 - 10\,759 P_t + 1\,122 RND_t + \hat{\varepsilon}_t = \widehat{PT}_{FRA,t} + \hat{\varepsilon}_t \\
 PT_{HOL,t} &= 2\,586 - 2\,884 PC_t + 191 PR_t + \hat{\varepsilon}_t = \widehat{PT}_{HOL,t} + \hat{\varepsilon}_t \\
 PT_{R.UN,t} &= 6\,313 - 1\,908 P_t - 5\,039 PC_t + 374 RND_t + \hat{\varepsilon}_t = \widehat{PT}_{R.UN,t} + \hat{\varepsilon}_t
 \end{aligned}
 \tag{4.7}$$

Explicitando as equações (4.7) em ordem ao erro de equilíbrio $\hat{\varepsilon}$, associado à relação de longo prazo tem-se:

$$\begin{aligned}
 \hat{\varepsilon}_{ALE,t} &= PT_{ALE,t} - \widehat{PT}_{ALE,t} \\
 \hat{\varepsilon}_{ESP,t} &= PT_{ESP,t} - \widehat{PT}_{ESP,t} \\
 \hat{\varepsilon}_{FRA,t} &= PT_{FRA,t} - \widehat{PT}_{FRA,t}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{\varepsilon}_{HOL,t} &= PT_{HOL,t} - \widehat{PT}_{HOL,t} \\ \hat{\varepsilon}_{R.UN,t} &= PT_{R.UN,t} - \widehat{PT}_{R.UN,t}\end{aligned}\tag{4.8}$$

Assim, e por último, há que testar a estacionaridade das séries dos erros de correção $\hat{\varepsilon}_t$ em (4.8), para comprovar que as variáveis incluídas nos modelos exibem pelo menos um vetor cointegrado e que, portanto, que existe uma relação de equilíbrio de longo prazo entre a variável dependente e as variáveis explicativas nas equações da procura de todas as origens. Para tanto, estimam-se as séries em (4.8) para o período amostral sob investigação (2000 a 2016), e submetem-se ao teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF).

A tabela 4.8 apresenta os resultados dos testes ADF indicando que todas as séries de erros de correção $\hat{\varepsilon}_t$ são estacionárias, para um nível de significância de 4% ou menos.

Tabela 4.8. - Resultados dos testes ADF para as séries dos erros de equilíbrio das regressões de longo prazo dos modelos ARDL

Teste ADF	Estatística t	Valor crítico (5%)	<i>p-value</i>
Alemanha	-5.83	-2.91	0.00 ^{***}
Espanha	-7.41	-2.91	0.00 ^{***}
França	-2.94	-2.91	0.04 ^{***}
Holanda	-4.46	-2.91	0.00 ^{***}
Reino Unido	-3.98	-2.91	0.00 ^{***}

Em consequência, pode concluir-se que todos os modelos são cointegrados, havendo, portanto, suporte empírico para a existência de uma relação de longo prazo entre a procura turística de cada origem e as suas determinantes. As previsões obtidas com os modelos ARDL são assim incluídas na tabela 4.9.

Tabela 4.9. - Previsões da procura turística com os modelos ARDL

	2017				2018				MAPE
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2	Q3	Q4	
ALEMANHA									
Observações	1006.8	1708.8	1679.5	1253.5	1020.8	1615.3	1585.1	1187.4	5.3%
Previsões	1026.4	1533.0	1620.0	1218.8	1104.3	1558.1	1653.8	1279.2	
ESPANHA									
Observações	534.2	997.3	1776.8	763.0	708.7	828.2	1793.1	819.6	12.5%
Previsões	623.2	822.9	1871.4	672.7	608.9	906.0	1932.9	677.5	
FRANÇA									
Observações	499.3	1316.6	1475.6	680.8	549	1,284	1,383	648	6.5%
Previsões	557.6	1385.8	1423.2	638.6	630.7	1365.2	1401.4	664.3	
HOLANDA									
Observações	442.3	711.1	831.9	401.6	386.4	637.4	724.9	366.8	8.7%
Previsões	436.3	725.2	893.6	426.6	474.5	693.5	850.0	380.2	
REINO UNIDO									
Observações	1314.6	2961.0	3414.9	1599.8	1230.2	2701.0	3027.8	1633.7	5.9%
Previsões	1579.1	2811.0	3410.1	1551.2	1219.4	2727.9	3363.0	1537.6	

4.4. Análise comparativa das performances preditivas dos modelos estimados

A tabela 4.10 apresenta os valores observados da procura turística e as previsões geradas pelos modelos constante C, auto-regressivo AR(4) e auto-regressivo com defasamentos distribuídos ARDL, para os 8 trimestres seguintes ao termo do período amostral em 2016.

Tabela 4.10. - Desempenho preditivo dos modelos C, AR(4) e ARDL das procuras turísticas em Portugal da Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido

	2017				2018				MAPE
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2	Q3	Q4	
ALEMANHA									
Observações	1 007	1 709	1 680	1 253	1 021	1 615	1 585	1 187	
Modelo C	772	1 183	1 285	835	772	1 183	1 285	835	26.3%
Modelo AR(4)	1 029	1 471	1 696	1 123	1 135	1 580	1 733	1 171	6.4%
Modelo ARDL	1 026	1 533	1 620	1 219	1 104	1 558	1 654	1 279	5.3%
ESPANHA									
Observações	534	997	1 777	763	709	828	1 793	820	
Modelo C	404	650	1 385	517	404	650	1 385	517	29.7%
Modelo AR(4)	733	785	1 851	733	573	1 028	1 817	809	14.0%
Modelo ARDL	623	823	1 871	673	609	906	1 933	678	12.5%
FRANÇA									
Observações	499	1 317	1 476	681	549	1 284	1 383	648	
Modelo C	209	620	738	285	209	620	738	285	54.4%
Modelo AR(4)	483	1 469	1 669	734	567	1 455	1 602	746	10.4%
Modelo ARDL	558	1 386	1 423	639	631	1 365	1 401	664	6.5%
HOLANDA									
Observações	442	711	832	402	386	637	725	367	
Modelo C	337	552	716	308	337	552	716	308	15.8%
Modelo AR(4)	397	744	875	432	448	724	842	414	10.8%
Modelo ARDL	436	725	894	427	475	693	850	380	8.7%
REINO UNIDO									
Observações	1 315	2 961	3 415	1 600	1 230	2 701	3 028	1 634	
Modelo C	1 145	2 104	2 558	1 377	1 145	2 104	2 558	1 377	17.6%
Modelo AR(4)	1 219	2 892	3 482	1 758	1 279	3 025	3 412	1 624	6.3%
Modelo ARDL	1 579	2 811	3 410	1 551	1 219	2 728	3 363	1 538	5.9%

A avaliação da qualidade das previsões dos modelos é feita com base na medida MAPE, que é o erro percentual médio tal como definido no capítulo 2.1.2. Quanto maior for o MAPE, pior é a performance preditiva do modelo a que está associada.

Comparando a capacidade preditiva dos modelos, constata-se que o ARDL é o que melhor prevê a procura em todas as origens seguindo-se o modelo AR(4) e, por último, o modelo constante. Analisando o desempenho por país, verifica-se que o modelo ARDL se sai melhor na Alemanha e no Reino Unido - os países com procuras médias mais elevadas. Para as origens Espanha e Holanda, talvez por terem procuras menos expressivas ou por serem mercados menos maduros podem ser mais difíceis de prever, apresentam piores resultados. O modelo AR(4) prevê os pior procuras da Espanha e Holanda mas, na generalidade, é um modelo que sendo simples, apresenta relativamente bons resultados, estando próximo das previsões do ARDL para a procura alemã e do Reino Unido, mas muito longe na procura francesa, onde o modelo ARDL é claramente o melhor previsor.

Nas figuras 4.1, 4.2, 4.3, 4.4 e 4.5 os valores observados nos 8 trimestres de 2017 e 2018 das procuras turísticas de cada origem são representados pela linha contínua a cheio. As outras três linhas com diferentes tracejados representam os valores previstos para esses trimestres fornecidos pelos modelo C, AR(4) e ARDL.

Figura 4.1. - Procura turística da Alemanha e previsões dos modelos

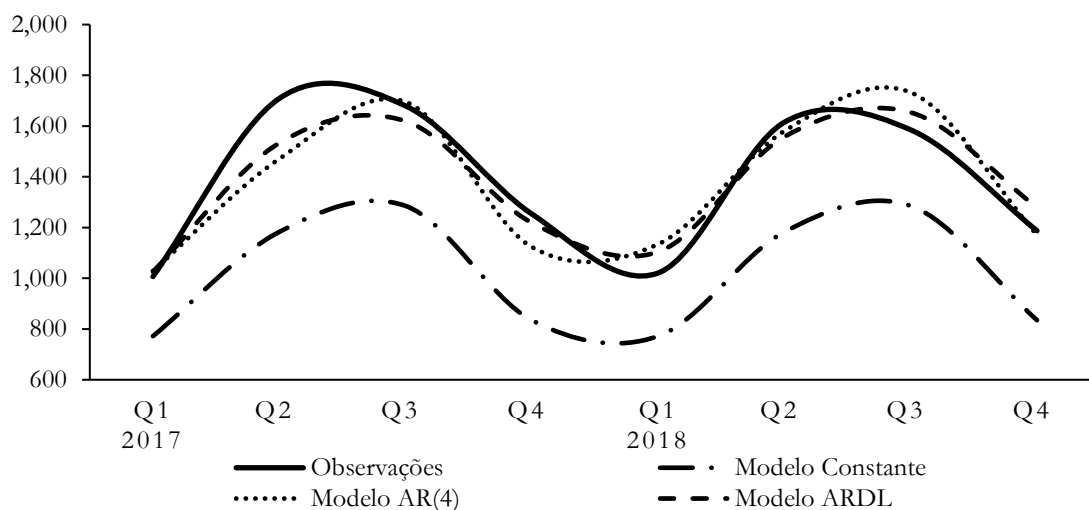


Figura 4.2. - Procura turística da Espanha e previsões dos modelos

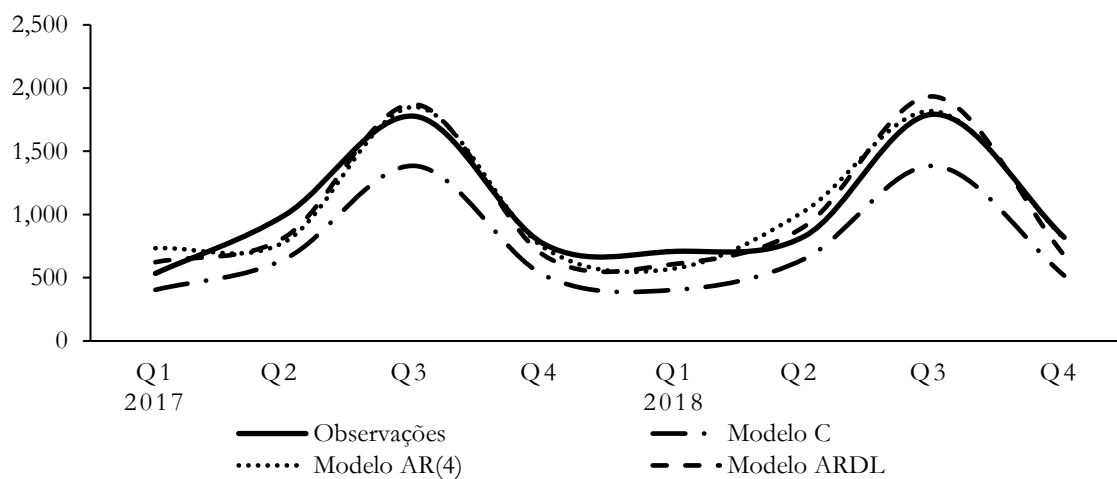


Figura 4.3. - Procura turística da França e previsões dos modelos

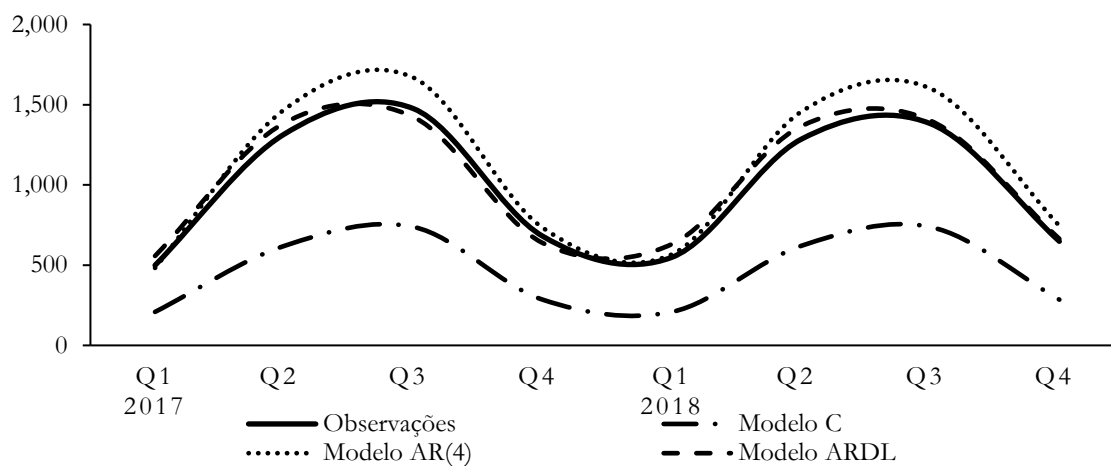


Figura 4.4. - Procura turística da Holanda e previsões dos modelos

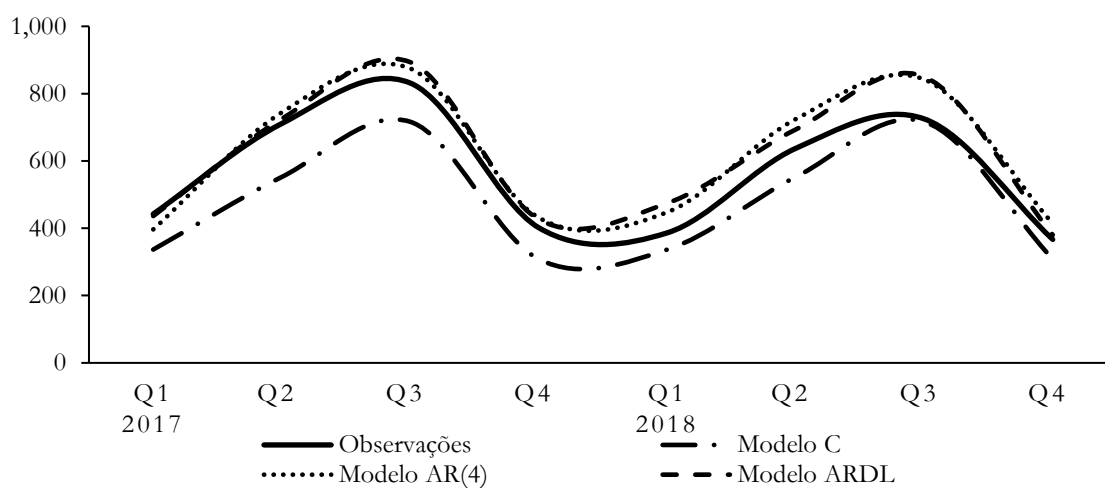
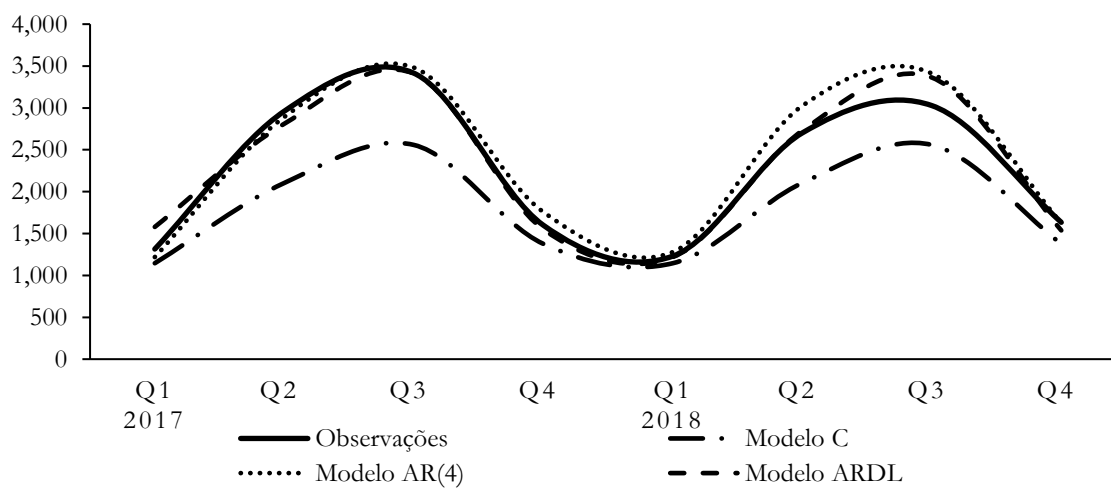


Figura 4.5. - Procura turística do Reino Unido e previsões dos modelos



Tal como esperado, o modelo ARDL (e o modelo AR(4) ocasionalmente) apresentam resultados muito próximos das observações da procura turística. De notar, é a quase coincidência das linhas da procura observada e prevista pelo ARDL nos casos da Espanha e da França e na muito melhor performance do ARDL na previsão da procura em época alta (quando é bem mais difícil de prever com precisão), quando comparada com os outros dois modelos. Sendo a época baixa mais fácil de prever (tem menor variabilidade), é para esses valores que as previsões do ARDL e do AR(4) mais se aproximam. Nota-se exatamente isso no 1º trimestre de 2017 e nos 1º e 4º trimestres de 2018, em todas as procuras. Mas, se tivermos em conta a previsão de época alta mais longínqua (2º e 3º trimestres de 2018), a melhor performance é sempre a do ARDL.

Dada a sua simplicidade, o modelo constante, como espectável, apresenta a pior performance. Contudo, para a procura da Espanha e Holanda, visto serem mercados mais imaturos e imprevisíveis, a relação custo-benefício poderá pender a favor destes modelos.

5. Conclusões

Dado o crescimento que o setor turístico tem vindo a ter na economia Portuguesa (com o último valor confirmado pelo Instituto Nacional de Estatística de 13.7% do PIB em 2017 face a 12.5% em 2016), a previsão precisa da procura é uma ferramenta essencial à gestão de todos os negócios inerentes a esta atividade (transportes, hotelaria, restauração, saúde, imobiliário ou recreação), principalmente a previsão da procura em época alta.

As características idiossincráticas da procura turística (uma delas a sensibilidade dos turistas a eventos que possam perturbar o ideal de férias), aumentam a sua natural imprevisibilidade pelo que antever com uma margem de erro aceitável a evolução futura desta variável é uma tarefa complexa. Deste modo, o objetivo principal deste trabalho é verificar se, no quadro dos modelos quantitativos, podem ser obtidas as estimativas e previsões mais fiáveis para o comportamento da procura com modelos econométricos estruturais em relação aos modelos a-teóricos.

A variável que se prevê é, portanto, a procura turística trimestral dirigida a Portugal proveniente das origens Europeias com maior peso na balança turística nacional: Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido. A procura turística destas origens usa como “*proxy*” o número de dormidas trimestral de cada origem fornecido pelo Instituto Nacional de Estatística. Os modelos utilizados para prever a procura são os modelos constante C, os modelos auto-regressivo AR(4) e os modelos auto-regressivo com desfasamentos distribuídos ARDL. Os modelos a-teóricos C e AR(4) são utilizados como termo de comparação ao modelo teórico estrutural ARDL, mais complexo do que os restantes.

De facto, os modelos ARDL apresentam resultados muito próximos das observações da procura turística em todos os casos estudados: Alemanha, Espanha, França, Holanda e Reino Unido. Nas procuras da Espanha e França é de se notar na quase coincidência entre a procura observada e a prevista pelo ARDL e, na muito melhor performance do ARDL, em relação aos modelos C e AR(4), na previsão da procura em época alta - a altura do ano em que é mais difícil prever com precisão e a altura que mais interessa aos gestores de negócios prever a incerteza. É na época baixa que as previsões do ARDL e AR(4) mais se aproximam pois é a altura do ano em que existe uma menor variabilidade e, por isso, mais fácil de prever.

Verifica-se exatamente isso no 1º trimestre de 2017 e nos 1º e 4º trimestres de 2018, em todas as procuras. Mas, observando a previsão da época alta mais longínqua (2º e 3º trimestre de 2018), a melhor performance é sempre a do ARDL. O modelo constante, o mais simples de todos os modelos estudados, apresenta as piores previsões. No entanto, para a procura da Espanha e Holanda, visto serem mercados com menos maturidade e mais imprevisíveis em relação à Alemanha, França ou Reino Unido, a relação custo-benefício poderá pender a favor destes modelos para obtenção de previsões efetuadas com rapidez e de baixo custo.

Este estudo não deixa de apresentar limitações no seu desenvolvimento. Existem, por exemplo, outros tipos de especificações ARDL ou outro tipo de modelos dinâmicos como os vetores autorregressivos (VAR) ou os sistemas quase ideais de procura (AIDS) e outras formas funcionais como a semi-logarítmica ou a duplo-logarítmica, que teria sido interessante poder confrontar em termos de performance preditiva, mas o limite de páginas imposto a este tipo de estudos não se compatibiliza com este tipo de desenvolvimentos.

Este estudo empírico é, assim, inédito no que se refere à comparação das previsões da procura turística dirigida a Portugal das maiores origens europeias e pode servir como base à previsão e gestão de todos os negócios inerentes à atividade turística. O rigor aplicado nos modelos ARDL pode servir como exemplo para ser aplicado em todos os negócios ou políticas públicas que precisem de uma fiabilidade relativamente alta em atividades como transportes, hotelaria, restauração, saúde, imobiliário ou recreação.

Bibliografia

- Akaine, H. (1974), "A new look at the statistical model identification", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 19, N° 6, pp. 716-723.
- Appelman, J. e S. Qureshi (2001), "Group support for negotiating change in global, highly politicized inter-organizational network", *Hawaii international conference on system sciences*, pp. 38.
- Au, N. e R. Law (2002), "Categorical classification of tourism dining", *Annals of Tourism Research*, Vol. 29, N° 3, pp. 819-833.
- Breusch, T. S. (1978). "Testing for Autocorrelation in Dynamic Linear Models", *Australian Economic Papers*, Vol. 17, pp. 334-355.
- Burger, C. J. S. C., M. Dohnal, M. Kathrada, e R. Law (2001), "A practitioner's guide to time-series methods for tourism demand forecasting - a case study of Durban, South Africa", *Tourism Management*, Vol. 22, N° 4, pp. 403-409.
- Cai, Z. J., S. Lu e X. B. Zhang (2009), "Tourism demand forecasting by support vector regression and genetic algorithm", *International Conference on Computer Science and Information Technology*, pp. 144-146.
- Chen, C. F., Y. H. Chang e Y. W. Chang (2009), "Seasonal ARIMA forecasting of inbound air travel arrivals to Taiwan", *Transportmetrica*, Vol. 5, N° 2, pp. 125-140.
- Chen, K.Y. e C. H. Wang (2007), "Support vector regression with genetic algorithms in forecasting tourism demand", *Tourism Management*, Vol. 28, N° 1, pp. 215-226.
- Chen, K.Y. (2011), "Combining linear and nonlinear model in forecasting tourism demand", *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, N° 8, pp. 10368-10376.
- Cho, V. (2001), "Tourism forecasting and its relationship with leading economic indicators", *Journal of Hospitality and Tourism Research*, Vol. 25, N° 4, pp. 399-420.
- Claveria, O. e S. Torra (2014), "Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. time series models", *Economic Modelling*, Vol. 36, pp. 220-228,
- Colton, J. W. e G. Bissix (2005), "Developing agritourism in Nova Scotia: issues and challenges", *Journal of Sustainable Agriculture*, Vol. 27, N° 1, pp. 91-112.

De Mello, M. M. (2001), *Theoretical and Empirical issues in Tourism Demand Analysis* (Tese de Doutorado, Universidade de Nottingham, Reino Unido). Disponível em <http://etheses.nottingham.ac.uk/11273/1/391369.pdf>

De Mello, M. M. e K. S. Nell (2005), “The forecasting ability of a cointegrated VAR system of the UK tourism demand for France Spain and Portugal”, *Empirical Economics*, Vol. 30, N° 2, pp. 277–308.

De Mello, M. M. e N. Fortuna (2005), “Testing alternative dynamic systems for modelling tourism demand”, *Tourism Economics*, Vol. 11, N° 4, pp. 517–537.

De Mello, M. M., A. Pack, e M. T. Sinclair (2002), “A system of equations model of UK tourism demand in neighbouring countries”, *Applied Economics*, Vol. 34, N° 4, pp. 509-521.

Dickey, D. A. e W. A. Fuller (1981), “Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root”, *Econometrica*, Vol. 49 N° 4, pp. 1057-1072.

Fundo Monetário Internacional (2019). Preços de consumo, taxa de câmbio. Acedido a 4 de Abril de 2019 em <https://www.imf.org/en/Data>.

Engle, R. F. e C. W. J. Granger (1991), *Long-run economic relations: readings in cointegration*, Oxford: Oxford University Press.

Eurostat (2019). População, rendimento disponível. Acedido a 4 de Abril de 2019 em http://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/lfsq_pgauws.

Formica, S. e M. Uysal (2006), "Destination Attractiveness Based on Supply and Demand Evaluations: An Analytical Framework", *Journal of Travel Research*, Vol. 44, N° 4, pp. 418-430.

Formica, S. e T. H. Kothari (2008), “Strategic destination planning: analysing the future of tourism”, *Journal of Travel Research*, Vol. 46, N° 4, pp. 355–367.

Godfrey, L. G. (1978), “Testing for multiplicative heteroskedasticity”, *Journal of Econometrics*, Vol. 8, N° 2, pp. 227-236.

Goh, C. e R. Law (2002), “Modelling and forecasting tourism demand for arrivals with stochastic nonstationary seasonality and intervention”, *Tourism Management*, Vol. 23, N° 5, pp. 499-510.

Goh, C., R. Law e H. M. K. Mok (2008), “Analyzing and Forecasting Tourism Demand: A Rough Sets Approach”, *Journal of Travel Research*, Vol. 46, N° 3, pp. 327–338.

Hendry, D. F. (1995), “Dynamic econometrics: advanced texts in econometrics”, Oxford: Oxford University Press.

Hirschhorn, L. (1980), “Scenario Writing: A Developmental Approach”, *Journal of the American Planning Association*, Vol. 46, N° 2, pp. 172-183.

Hyndman, R. J., A. B. Koehler, R. D. Snyder e S. Grose (2002), “A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 18, N° 3, pp. 439-454.

Instituto Nacional de Estatística (2019). Dormidas, segundo o mês, por regiões e países de residência habitual. Acedido a 6 de Abril de 2019 em <https://www.ine.pt/xportal/xmain?>.

Jarque, C. M. e A. K. Bera (1987), “A test for normality of observations and regression residuals”, *International Statistical Review*, Vol. 55, N° 2, pp. 163–17.

Jalil, A., Mahmood, T. e M. Idrees (2013), “Tourism-growth nexus in Pakistan: Evidence from ARDL bounds tests”, *Economic Modelling*, Vol. 35, pp. 185-191.

Jensen, R. e Q. Shen (2004), “Fuzzy-rough attribute reduction with application to web categorization”, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 141, N° 3, pp. 469-85.

Jolson, M.A. e G. L. Rossow (1971), “The Delphi Process in Marketing Decision Making”, *Journal of Marketing Research*, Vol. 4, N° 4, pp. 443-8.

Kaynak, E. e E. Marandu (2006), “Tourism Market Potential Analysis in Botswana: A Delphi Study”, *Journal of Travel Research*, Vol. 45, N° 2, pp. 227-237.

Kaynak, E. e R. D. Pathak (2006), “Tourism market potential of small resource-based economies: The case of Fiji Islands”, *Business Research Yearbook Global*, N° 43, pp.123-128.

Kon, S. C. e W. L. Turner (2005), “Neural network forecasting of tourism demand”, *Tourism Economics*, Vol. 11, N° 3, pp. 301–328.

Koupriouchina, L., J. P. Van der Rest e Z. Schwartz (2014), “On revenue management and the use of occupancy forecasting error measures”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 41, pp. 104–114.

Kulendran, N. e K. Wilson (2000), “Modelling business travel” *Tourism Economics*, Vol. 6, N° 1, pp. 47–59.

Law, R. (2000), “Back-propagation learning in improving the accuracy of neural network-based tourism demand forecasting”, *Tourism Management*, Vol. 21, N° 4, pp. 331–340.

- Lee, C. K., H. J. Song, L. J. Bendle (2010), “The Impact of Visa-free Entry on Outbound Tourism: A Case Study of South Korean Travellers Visiting Japan”, *Tourism Geographies*, Vol 12, N° 2, pp. 302–323.
- Li, G., K. F. Wong, H. Song e S. Witt. (2006), “Tourism Demand Forecasting: A Time Varying Parameter Error Correction Model”, *Journal of Travel Research*, Vol 45, N° 2, pp. 175–185.
- Lin, V. S., P. Goodwin e H. Song (2014), “Accuracy and bias of experts’ adjusted forecasts”, *Annals of Tourism Research*, Vol. 48, pp. 156-174.
- Makridakis, S., S. C. Wheelwright e R. J. Hyndman (1998), *Forecasting methods and applications (3rd ed.)*, New York: Wiley.
- Newey, W. K. e K. West (1987), *A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix*, *Econometrica*, Vol. 55, N° 3, pp. 703-708.
- Pai, P. F., W.C. Hong, P. T. Chang e C. T. Chen (2006), “The application of support vector machines to forecast tourist arrivals in Barbados: An empirical study” *International Journal of Management*, Vol. 23, N° 2, pp. 375–385.
- Pai, P. F., K. P. Lin, C. S. Lin e P. T. Chang (2010), “Time series forecasting by a seasonal support vector regression model”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, N° 6, pp. 4261-4265.
- Palmer, A., Jose Montano, J. J. e A. Sese (2006), “Designing an artificial neural network for forecasting tourism time-series”, *Tourism Management*, Vol. 27, N° 5, pp. 781–790.
- Pesaran, M. H. e B. Pesaran (1997), “Working with microfit 4.0: interactive econometric analysis”, Nova Iorque: Oxford University Press.
- Ramsey, J. B. (1969). “Tests for specification errors in classical linear least squares regression analysis”, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, Vol. 3, N° 2, pp. 350–371.
- Ritchie, J. R. B. (1987), “The Nominal Group Technique-Applications in tourism research”, *Travel, tourism, and hospitality research: A handbook for managers and researchers*, pp. 493–501.
- Schwarz, G. E. (1978), “Estimating the dimension of a model”, *Annals of statistics*, Vol. 6, N° 2, pp. 461-464.
- Shen, S., G. Li e H. Song (2009), “Effect of Seasonality Treatment on the Forecasting Performance of Tourism Demand Models”, *Tourism Economics*, Vol. 15, N° 4, pp. 693-708.

- Smeral, E. e M. Wuger (2004), "Does complexity matter? Methods for improving forecasting accuracy in tourism: The case of Australia", *Journal of Travel Research*, Vol. 44, N° 1, pp. 100–110.
- Song, H. e G. Li (2008), "Tourism demand modeling and forecasting – a review of recent research", *Tourism Management*, Vol. 29, N° 2, pp. 203-220.
- Song, H. e S. F. Witt (2006), "Forecasting international tourist flows to Macau", *Tourism Management*, Vol. 27, pp. 214–224.
- Song, H. B. Z. Gao e V. S. Lin (2013), "Combining statistical and judgmental forecasts via a web-based tourism demand forecasting system", *International Journal of Forecasting*, Vol. 29, N° 2, pp. 295-310.
- Song, H. e S. F. Witt (2000). *Tourism demand modelling and forecasting: Modern econometric approaches*. Cambridge: Pergamon.
- Song, H., G. Li, S. F. Witt e G. Athanasopoulos (2011), "Forecasting tourist arrivals using time-varying parameter structural time series models", *International Journal of Forecasting*, Vol. 27, N° 3, pp. 855-869.
- Song, H., K. K. F. Wong e K. K. S. Chon (2003a), "Modelling and forecasting the demand for Hong Kong tourism", *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 22, N° 4, pp. 435-451.
- Song, H., S. F. Witt e G. Li (2003b), "Modelling and Forecasting the Demand for Thai Tourism", *Tourism Economics*. Vol 9, N° 4, pp. 363-387.
- Song, H., P. Romilly, e X. Liu (2000), "An Empirical Study of Outbound Tourism Demand in the U.K.", *Applied Economics*, Vol. 32, pp. 611-24.
- Song, H. Y., Li, G., Witt, S. F., & Fei, B. G. (2010). "Tourism demand modelling and forecasting: how should demand be measured?", *Tourism Economics*, Vol. 16, N° 1, pp. 63-81.
- Witt, S. F., H. Song, S. Wanhill (2004), "Forecasting Tourism-Generated Employment: The Case of Denmark", *Tourism Economics*, Vol. 10, N° 2, pp. 167-76.
- Whittington, A. (2014), "Family Vacation 2050: Socially and Technologically-Driven Scenarios of the Future of Family Travel, Recreation and Tourism", *Tourism Recreation Research*, Vol. 39, N° 3, pp. 379-396.

Yeoman, I. e P. Lederer (2005). “Scottish tourism: Scenarios and vision”, *Journal of Vacation Marketing*, Vol. 11 N° 1, pp. 71–87.

Anexos

Anexo 1 – Estatísticas descritivas das variáveis

	PT_{ALEMANHA}	PT_{ESPAÑA}	PT_{FRANÇA}	PT_{HOLANDA}	PT_{R. UNIDO}
Nº de Observações	76	76	76	76	76
Média	1 056 925	770 395	517 419	487 302	1 842 378
Mediana	1 032 229	616 712	420 063	445 967	1 643 657
Desvio-Padrão	299 232	446 810	381 758	182 141	666 710
Máximo	1 708 799	1 835 734	1 536 713	869 343	3 419 602
Mínimo	642 070	253 583	126 600	235 738	840 274
	PR_{ALEMANHA}	PR_{ESPAÑA}	PR_{FRANÇA}	PR_{HOLANDA}	PR_{R. UNIDO}
Nº de Observações	76	76	76	76	76
Média	1.098	0.989	1.088	1.040	0.797
Mediana	1.108	0.983	1.098	1.037	0.791
Desvio-Padrão	0.030	0.018	0.027	0.020	0.092
Máximo	1.139	1.022	1.118	1.077	0.982
Mínimo	1.000	0.965	1.000	1.000	0.613
	RND_{ALEMANHA}	RND_{ESPAÑA}	RND_{FRANÇA}	RND_{HOLANDA}	RND_{R. UNIDO}
Nº de Observações	76	76	76	76	76
Média	5 248.18	3 480.40	4 855.04	4 580.38	5 296.18
Mediana	5 169.77	3 478.52	4 961.83	4 431.42	5 258.32
Desvio-Padrão	604.35	423.02	531.33	606.86	520.69
Máximo	6 436.17	4 255.74	5 853.88	6 254.85	6 883.49
Mínimo	4 242.33	2 455.45	3 726.46	3 545.83	4 309.33

Anexo 2 – Teste de estacionaridade para a procura turística, preço e rendimento *per capita*

Variáveis	Estatística t ($t_{crit} = -1.946$)	Decisão	Ordem de Integração
$PT_{ALEMANHA}$	0.467	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PT_{ALEMANHA}$	-3.033	Rejeita H_0	I(0)
$PR_{ALEMANHA}$	0.441	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PR_{ALEMANHA}$	-2.199	Rejeita H_0	I(0)
$RND_{ALEMANHA}$	6.276	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta RND_{ALEMANHA}$	-1.981	Rejeita H_0	I(0)
$PT_{ESPANHA}$	1.899	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PT_{ESPANHA}$	-5.449	Rejeita H_0	I(0)
$PR_{ESPANHA}$	-0.649	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PR_{ESPANHA}$	-3.055	Rejeita H_0	I(0)
$RND_{ESPANHA}$	1.211	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta RND_{ESPANHA}$	-2.759	Rejeita H_0	I(0)
$PT_{FRANÇA}$	2.031	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PT_{FRANÇA}$	-1.983	Rejeita H_0	I(0)
$PR_{FRANÇA}$	1.654	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PR_{FRANÇA}$	-2.401	Rejeita H_0	I(0)
$RND_{FRANÇA}$	1.899	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta RND_{FRANÇA}$	-1.958	Rejeita H_0	I(0)
$PT_{HOLANDA}$	0.822	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PT_{HOLANDA}$	-3.835	Rejeita H_0	I(0)
$PR_{HOLANDA}$	0.136	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PR_{HOLANDA}$	-2.541	Rejeita H_0	I(0)
$RND_{HOLANDA}$	1.932	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta RND_{HOLANDA}$	-2.937	Rejeita H_0	I(0)
$PT_{R,UNIDO}$	0.301	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PT_{R,UNIDO}$	-2.523	Rejeita H_0	I(0)
$PE_{R,UNIDO}$	0.234	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta PE_{R,UNIDO}$	-3.768	Rejeita H_0	I(0)
$RND_{R,UNIDO}$	0.775	Não rejeita H_0	I(1)
$\Delta RND_{R,UNIDO}$	-3.296	Rejeita H_0	I(0)

Anexo 3 – Estimativas dos modelos

Constante	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
Q_1	771.9	404.2	208.7	336.7	1145.5
Q_2	1182.8	649.6	620.0	552.3	2103.9
Q_3	1285.3	1384.5	738.2	716.4	2558.2
Q_4	834.7	516.9	285.3	308.3	1377.0
R ² ajustado	0.62	0.77	0.40	0.85	0.81
BG	53.09 (0.00)	39.12 (0.00)	62.90 (0.00)	48.59 (0.00)	56.86 (0.00)
Normalidade	6.37 (0.04)	6.28 (0.04)	30.42 (0.00)	3.63 (0.16)	13.01 (0.00)
Auto-regressivo	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
PT_{t-1}	0.42	0.02	0.26	0.03	0.24
PT_{t-2}	-0.37	0.01	-0.25	-0.02	-0.24
PT_{t-3}	0.39	0.00	0.26	0.02	0.23
PT_{t-4}	0.57	1.01	0.83	0.99	0.79
R ² ajustado	0.91	0.91	0.98	0.95	0.94
BG	30.3 (0.00)	11.0 (0.03)	22.4 (0.00)	20.7 (0.00)	39.0 (0.00)
Normalidade	2.45 (0.29)	0.51 (0.77)	163.9 (0.00)	2.83 (0.24)	9.73 (0.01)
ARDL	Alemanha	Espanha	França	Holanda	Reino Unido
C	-300.1 (0.00)	-286.3 (0.01)	1152.7 (0.00)	439.7 (0.10)	4671.3 (0.00)
P_{t-1}					-1412 (0.00)***
P_{t-3}			-1829 (0.00)***		
P_{t-4}		-7694 (0.00)***			
PC_{t-1}				-490.2 (0.05)***	
PC_{t-3}					-3729 (0.00)***
RND_{t-1}	74.4 (0.00)***	675.0 (0.00)***	190.8 (0.00)***	32.5 (0.00)***	
RND_{t-2}		-523.9 (0.00)***			
RND_{t-3}					277.1 (0.00)***
$D_{outliers}$	176.2 (0.00)***	-212.7 (0.00)***	259.4 (0.00)***	-92.9 (0.00)***	-345.9 (0.00)***
PT_{t-1}	0.13 (0.03)**	0.29 (0.00)***	0.74 (0.00)***		0.04 (0.02)**
PT_{t-2}	-0.13 (0.03)**	-0.43 (0.00)***	-0.81 (0.00)***	-0.10 (0.00)***	-0.40 (0.00)***
PT_{t-3}	0.11 (0.06)*	0.32 (0.04)**	0.90 (0.00)***		
PT_{t-4}	0.79 (0.00)***	0.53 (0.00)***		0.93 (0.00)***	0.62 (0.00)***
R ² ajustado	0.96	0.94	0.97	0.98	0.98
Estatística F	261.2 (0.00)	160.2 (0.00)	416.4 (0.00)	782.8 (0.00)	365.6 (0.00)
BG	10.0 (0.04)	2.11 (0.72)	25.29 (0.00)	4.78 (0.31)	21.00 (0.00)
RESET	1.71 (0.20)	0.16 (0.69)	0.39 (0.54)	0.33 (0.57)	0.00 (0.99)
Normalidade	1.07 (0.58)	2.87 (0.24)	1.31 (0.52)	2.37 (0.30)	2.27 (0.32)