UNIVERSIDADE TÉCNICA DE LISBOA
INSTITUTO SUPERIOR DE ECONOMIA E GESTÃO

MESTRADO EM ECONOMIA

INDICADORES COINCIDENTES DE ACTIVIDADE E CICLOS ECONÓMICOS TEORIA E EVIDÊNCIA PARA PORTUGAL

Pedro Miguel Guerreiro de Oliveira

Orientação: Prof. Doutor Miguel Pedro Brito St' Aubyn

Júri:

Presidente: Prof. Doutor Jorge Manuel de Azevedo Henriques dos Santos

Vogais: Prof. Doutor Miguel Pedro Brito St'Aubyn

Prof. Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins

Abril de 2002

UNIVERSIDADE TÉCNICA DE LISBOA
INSTITUTO SUPERIOR DE ECONOMIA E GESTÃO

MESTRADO EM ECONOMIA

INDICADORES COINCIDENTES DE ACTIVIDADE E CICLOS ECONÓMICOS TEORIA E EVIDÊNCIA PARA PORTUGAL

Pedro Miguel Guerreiro de Oliveira

Orientação: Prof. Doutor Miguel Pedro Brito St' Aubyn

Júri:

Presidente: Prof. Doutor Jorge Manuel de Azevedo Henriques dos Santos

Vogais: Prof. Doutor Miguel Pedro Brito St'Aubyn

Prof. Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins

Abril de 2002

INDICADORES COINCIDENTES DE ACTIVIDADE E CICLOS ECONÓMICOS
TEORIA E EVIDÊNCIA PARA PORTUGAL

Nome: Pedro Miguel Guerreiro de Oliveira

Mestrado em: Economia

Orientador: Prof. Doutor Miguel Pedro Brito St' Aubyn

Provas concluídas em:

RESUMO:

Os indicadores compósitos de actividade económica são hoje uma forma simples e rapidamente implementável de obter uma indicação sobre a evolução de curto prazo das economias. No entanto, as metodologias de construção deste tipo de indicadores têm algumas fraquezas que nem sempre são convenientemente apresentadas e discutidas.

O grande contributo que este trabalho pretende dar consiste na comparação das metodologias e das variáveis contidas nos indicadores coincidentes habitualmente construídos por algumas entidades em Portugal (bem como com outras metodologias não aplicadas ao caso português até hoje), tentando avançar explicações para as diferenças observadas.

Dada a grande visibilidade e rápida disponibilização destes indicadores de ciclo, são muitas vezes confundidos com outras medidas de actividade económica, gerando-se alguma controvérsia perante resultados distintos, normalmente desprovida de sentido. Este trabalho tem como objectivo adicional a clarificação desta situação, sendo avançadas sólidas fundamentações sobre as diferenças conceptuais entre as diversas medidas de actividade económica e sobre a inadequação de determinadas comparações habitualmente efectuadas. Para este propósito, são analisadas as mais importantes metodologias de extracção das componentes cíclicas das séries económicas e é efectuada uma análise comparativa entre o Produto Interno Bruto, a sua componente cíclica e os indicadores coincidentes de actividade económica.

Palavras chave: Ciclos Económicos; Indicadores Coincidentes; Filtro de Kalman; Análise Factorial; Filtro Hodrick e Prescott; Filtro Baxter e King.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, desejo agradecer ao Professor doutor Miguel St'Aubyn, orientador desta dissertação, pelos preciosos comentários e sugestões efectuados ao longo da elaboração do presente trabalho e pela disponiblidade e apoio sempre manifestados. Desejo agradecer ainda ao Professor doutor João Santos Silva pelos esclarecimentos efectuados por diversas ocasiões.

Em especial, desejo agradecer aos meus Pais e à minha Irmã, pelo carinho e compreensão com que sempre me rodearam, particularmente ao longo da realização deste trabalho e à Lurdes, pelo estímulo e apoio demonstrados ao longo destes últimos meses, bem como pelos comentários e sugestões efectuados.

Agradeço ainda o apoio e a simpatia dos meus amigos e colegas do INE, Carla Grosa, Carla Martins, Ana Ramos, Fátima Cardoso e Idílio Freire.

Aos meus pais,
à minha irmã
e à Lurdes.

Glossário de Termos e Abreviaturas

AR - AutoRegressive;

ARMA - AutoRegressive Moving Average;

ARIMA - AutoRegressive Integrated Moving Average;

BoP - Banco de Portugal;

BK - Baxter e King;

DGEP - Direcção Geral de Estudos e Previsão, Portugal;

DOC - Department of Commerce, Estados Unidos;

GDFM - Generalized Dinamic Factor Model;

HP - Hodrick e Prescott;

HPA - Hodrick e Prescott ARIMA;

IEFP - Instituto de Emprego e Formação Profissional;

IFO - Ifo Institute for Economic Research, Munique;

INE - Instituto Nacional de Estatística, Portugal;

LRRO - Long Run Restrictions Imposed on Output;

LRROI - Long Run Restrictions Imposed on Output and Inflation;

MMSE - Minimum Mean Square Error;

MTS - Ministério do Trabalho e Solidariedade;

NAIRU - Non Accelerating Inflation Rate of Unemployment;

NBER - National Bureau of Economic Research, Estados Unidos;

OCDE - Organização para a Cooperação e o Desenvolvimento Económico;

PAT - Phase Average Trend;

PIB - Produto Interno Bruto a preços de mercado (preços constantes);

PIB_HP - Componente cíclica do PIB obtido via Filtro HP;

PIB_BK - Componente cíclica do PIB obtido via Filtro BK;

PTVH - Pseudo-Taxa de Variação Homóloga;

RBC - Real Business Cycles;

TVH - Taxa de Variação Homóloga;

TVHPIB - Taxa de Variação Homóloga do PIB;

VAR - Vector AutoRegression.

Conteúdo

1 Introdução **13**

2 Ciclos Económicos e a sua Medição **20**

2.1 Indicadores de Ciclo 21

2.1.1 Indicadores e o acompanhamento dos ciclos 22

2.1.2 Indicadores avançados e a evolução futura da economia 22

2.1.3 Particularidades de alguns indicadores 26

2.2 Métodos de Decomposição Ciclo-Tendência 27

2.2.1 Modelos ARIMA 28

2.2.2 Filtro Hodrick-Prescott 29

2.2.3 Filtro Baxter e King 32

2.3 Modelização 35

2.4 Indicadores Compósitos de Actividade Económica 40

2.4.1 Indicadores Compósitos Avançados, Coincidentes e Atrasados . 41

2.4.2 Indicadores de Clima Económico e Índices de Difusão 44

3 Indicadores Coincidentes de Actividade Económica **46**

3.1 A Metodologia Tradicional 48

3.1.1 Construção do Indicador 49

3.2 A Metodologia Stock-Watson 52

3.2.1 Especificação do Modelo 53

3.2.2 O Filtro de Kalman 54

3.2.3 Construção e Estimação do Indicador Coincidente 57

3.3 Componentes Principais e Análise Factorial Clássica 59

3.3.1 Aplicação do Método das Componentes Principais na Transformação dos Dados 60
3.3.2 Modificações Recentes 61
3.4 Metodologia Derivada 63
3.4.1 Aplicação do Filtro de Kalman com Algumas Séries não Disponíveis 64
3.5 A Análise Factorial Dinâmica na Construção de Indicadores 66
3.5.1 Análise Factorial e Filtro de Kalman 67
3.5.2 Análise Factorial Dinâmica em Grandes Painéis 69

4 Aplicações ao Caso Português **79**
4.1 Aplicação da Metodologia Stock-Watson ao caso Português: o Indicador Coincidente do Banco de Portugal 80
4.2 Extensões ao Modelo Stock-Watson: o Indicador da DGEP 83
4.3 Aplicação da Metodologia da Análise Factorial Clássica: o Indicador Coincidente do INE 86
4.4 A Metodologia Tradicional Aplicada ao caso Português 88
4.5 Aplicação da Análise Factorial Dinâmica 90

5 Avaliação Comparativa **95**
5.1 Aspectos Críticos das Várias Metodologias 96
5.2 As Metodologias à luz dos Resultados Obtidos 102
5.2.1 Influência da Escolha das Variáveis 105
5.2.2 Influência da Escolha da Metodologia 106
5.2.3 Capacidade de Seguimento do Ciclo Económico 110

6 Conclusões **116**

A O Estimador da Análise Factorial Dinâmica **123**

B Apêndice Estatístico **125**
B.1 Descrição das Variáveis 125
B.1.1 Variáveis Comuns 125
B.1.2 Variáveis Utilizadas na Análise Factorial Dinâmica 128

B.2 Análise Gráfica 131
B.3 Resultados Adicionais da Análise Factorial Dinâmica 136

Lista de Figuras

2.1 Componente Cíclica do PIB Trimestral Português 31

4.1 Indicador Coincidente - Banco de Portugal 82
4.2 Indicador Coincidente - DGEP 85
4.3 Indicador Coincidente - INE 88
4.4 Indicador Coincidente - Metodologia Tradicional 90
4.5 Indicador Coincidente - Análise Factorial Dinâmica 92

5.1 Indicadores Coincidentes - Principais Metodologias 103
5.2 Metodologia INE Aplicada a Diferentes Conjuntos de Variáveis 105
5.3 Diferentes Metodologias Aplicadas ao Conjunto de Variáveis do Banco de Portugal 107
5.4 Diferentes Metodologias Aplicadas ao Conjunto de Variáveis da DGEP 108
5.5 Diferentes Metodologias Aplicadas ao Conjunto de Variáveis do INE . . 109
5.6 Componente Cíclica do PIB - Principais Métodos 111
5.7 Indicador INE e Componente Cíclica do PIB - Filtro BK 114

B.1 Produto Interno Bruto e Taxa de Variação Homóloga 131
B.2 Consumo e Formação Bruta de Capital Fixo 132
B.3 PIB e Emprego HP Filtrados 132
B.4 Emprego Total e Taxa de Variação Homóloga 133
B.5 Vendas de Cimento e Taxa de Variação Homóloga 133
B.6 Índice de Produção Industrial e TVH 134
B.7 Vendas Verificadas no Comércio a Retalho e no Comércio por Grosso . 134
B.8 Indicador Coincidente do INE e IPICL HP filtrado 135

B.9 Tendência do PIB Português e TVH 135
B.10 Indicador Coincidente da Área Euro e por Países 138

Lista de Tabelas

2.1 Teorias do Ciclo Económico e Indicadores 24

4.1 Estimativas dos Parâmetros - Banco de Portugal 82
4.2 Estimativas dos Parâmetros - DGEP 85
4.3 Resultados da Análise Factorial Clássica 87
4.4 Ponderadores das Componentes - Metodologia Tradicional 89
4.5 Análise Factorial Dinâmica - Modelos Estimados 91

5.1 Coeficientes de Correlação - Principais Metodologias 104
5.2 Coeficientes de Correlação - Influência das Variáveis 106
5.3 Coeficientes de Correlação - Variáveis do Banco de Portugal 107
5.4 Coeficientes de Correlação - Variáveis da DGEP 109
5.5 Coeficientes de Correlação - Variáveis do INE 110
5.6 Coeficientes de Correlação - Indicadores e Medidas de Ciclo 112
5.7 Coeficientes de Correlação - Indicadores Alternativos e Medidas de Ciclo 115

B.1 Variáveis Utilizadas por Países 130
B.2 Variâncias Relativas das Componentes Comuns 136
B.3 Classificação das Variáveis face ao Ciclo Europeu 137

Capítulo 1

Introdução

Falar de ciclos económicos é falar, no fundo, de toda a teoria macroeconómica. Seria pretencioso querer-se explorar a fundo questões que ocupam tantos economistas, desde há tanto tempo, num trabalho de tão poucas páginas. No entanto, a preocupação deste trabalho recai somente numa vertente da macroeconomia. Podemos distinguir duas vertentes principais, gerais, nas quais aquela se divide: teorias do crescimento económico e teorias das flutuações económicas ou teorias dos ciclos económicos. A primeira vertente pretende estudar a evolução de longo prazo das economias, estudar as causas para os comportamentos diferenciados dos países, bem como encontrar formas de acelerar esse crescimento de longo prazo. A segunda, pelo contrário, preocupa-se com as flutuações de curto prazo das economias, em torno de uma trajectória de crescimento de longo prazo. Pretende estudar as causas para essas flutuações, bem como as formas de combater os seus efeitos negativos. Normalmente colocadas numa perspectiva dicotómica, alguns estudos recentes pretenderam provar a existência de fortes ligações quantitativas entre ciclos económicos e crescimento económico[1].

São precisamente estes fenómenos de flutuação cíclica das economias que interessam para esta dissertação e, em particular, as metodologias existentes para o acompanhamento da evolução das economias no curto prazo. Mas antes de avançarmos neste objectivo, é imperativo que se teçam algumas considerações teóricas sobre a temática dos ciclos económicos.

[1] Ver Pedersen e Elmer [1998].

O estudo dos ciclos económicos floresceu durante as décadas de 10 a 40, tendo-se assistido à publicação de diversos trabalhos de crucial importância, como seja o trabalho de Wesley C. Mitchell, em 1913[2]. A visão deste autor sobre ciclos económicos era essencialmente descritiva, consistindo na decomposição de um elevado número de séries, em sequências de ciclos, sendo estes últimos divididos em quatro fases distintas. O trabalho deste autor teve continuidade com Arthur A. Burns, tendo levado à publicação do trabalho-chave destes autores e que se veio a tornar nuclear na análise dos ciclos económicos. Nessa obra, *Measuring Business Cycles*, os autores avançam uma definição de ciclos económicos, amplamente aceite durante muitos anos:

> Business cycles are a type of fluctuation found in the aggregate economic activity of nations that organize their work mainly in business enterprises: a cycle consists of expansions ocurring at about the same time in many economic activities, followed by similarly general recessions, contractions, and revivals which merge into the expansion phase of the next cycle; this sequence of change is recurrent but not periodic; in duration business cycles vary from more than one year to ten or twelve years; they are not divisible into shorter cycles of similar character with amplitudes approximating their own (Burns e Mitchell [1946], página 3).

Paralelamente a esta visão mais descritiva, muitas teorias de explicação das flutuações cíclicas foram aparecendo. O estudo mais aprofundado do problema levou a uma tipificação dos ciclos[3] que actualmente se pode encontrar em diversos manuais de teoria económica: ciclos sazonais (até um ano); ciclos de Kitchin (3 anos); ciclos de Juglar (9-10 anos); ciclos de Kuznets (15-20 anos); e ciclos de Kondratiev (48 a 60 anos). Destes, os mais discutíveis são os últimos, havendo muitos economistas que não acreditam na sua existência.

As teorias sobre flutuações cíclicas evoluíram muito desde as primeiras tentativas que ligavam as flutuações económicas a factores externos, das quais as teorias

[2]Referido em Kydland e Prescott [1990], página 3.

[3]Ver Reiter e Woitek [1999].

climáticas do ciclo são um dos exemplos[4]. As primeiras tentativas de uma teorização económica dos ciclos deveram-se a Clement Juglar, que ligava as flutuações económicas a flutuações do crédito. Outros exemplos poderiam ser dados de teorias de sobre-investimento, tais como as teorias devidas a Knut Wicksell ou Mikhail Tugan-Baranovsky. Este último merece destaque pelo facto de ter introduzido a primeira teoria sobre flutuações do produto, quando até essa data toda a análise dos ciclos económicos era com base nas flutuações dos preços. Numa vertente distinta, alguns autores recorreram aos factores psicológicos como explicativos dos ciclos económicos. John Stuart Mill e Irving Fisher são exemplos de autores que conferiram importância às expectativas e à confiança dos empresários na determinação da evolução de curto prazo das economias.

Para além destas teorias baseadas no 'lado real' da economia, também as explicações monetárias das flutuações cíclicas floresceram, destacado-se a teoria puramente monetária de Ralph G. Hawtrey (baseada na dependência dos empresários face ao crédito bancário e, logo, na grande sensibilidade face à taxa de juro), bem como a teoria de Friedrich von Hayek, também assente no crédito, mas colocando ênfase na procura de bens de investimento relativamente à procura de bens de consumo.

Numa abordagem algo diferente das que até aqui foram referidas, Kydland e Prescott [1990] referem-se aos trabalhos de Ragnar Frisch e Eugen Slutsky. Estes últimos introduzem as chamadas teorias dos choques estocásticos para a explicação das flutuações económicas e que, ao contrário das anteriores teorias que se preocupavam com as condições de equilíbrio da economia e as formas de o atingir, estavam mais viradas para o estudo dos fenómenos do desequilíbrio e suas causas. Frisch e Slutsky defendiam que existem diversos fenómenos que podem induzir um choque real na economia, desviando-a do andamento de equilíbrio. Deste modo, a propagação de apenas um, mas substancial, choque negativo pela economia, podia ser suficiente para a fazer entrar numa trajectória descendente. No entanto, esta abordagem carecia dos fundamentos económicos que explicavam a existência de tais choques.

[4] A evolução histórica aqui sintetizada pode ser encontrada no *site* do Departamento de Economia da New School University, http://cepa.newschool.edu/het/home.htm.

Durante as décadas de 50 e 60, a preocupação com as flutuações cíclicas esmoreceu. A pesquisa focava-se agora nos fundamentos teóricos do crescimento das economias. Eram desenvolvidos modelos macro-econométricos de sistemas de equações, que permitiram a aplicação da teoria do equilíbrio geral em ambientes dinâmicos. Nos finais da década de 60, duas teorias digladiavam-se pelo domínio na macroeconomia: a abordagem comportamental e empírica da tradição Keynesiana e a abordagem neoclássica, assente na hipótese de agentes racionais e maximizadores. Esta última dominava as teorias sobre finanças públicas, crescimento e comércio internacional.

Foi com Lucas [1977] que os ciclos económicos voltaram a estar no centro das atenções dos economistas. Foi também com Lucas que desabrochou uma nova forma de abordagem dos ciclos económicos:

> Let me begin to sharpen the discussion by reviewing the main qualitative features of economic time series which we call "the business cycle". Technically, movements about trend in gross national product in any country can be well described by a stochastically disturbed difference equation of very low order (Lucas [1977], página 15).

Contrastando com a anterior visão de Burns e Mitchell sobre ciclos económicos, Lucas não considera a existência de sequências de ciclos como sendo flutuações inevitáveis da actividade económica, nem a necessidade de distinguir as diferentes fases do ciclo. Aquilo que é para Lucas de importância vital são os co-movimentos ao longo do tempo das componentes cíclicas dos agregados económicos[5].

Uma questão deixada em aberto por Lucas e nunca perfeitamente resolvida, diz respeito à definição de tendência. O conceito de tendência está normalmente associado às teorias de crescimento de *steady-state*. Este crescimento de longo prazo, por seu lado, está na directa dependência da taxa de mudança tecnológica. Em teoria: a tendência deveria ser aproximadamente a curva que se desenharia no gráfico da série temporal; deveria ser uma transformação linear dessa série temporal; o prolongamento da série não deveria alterar significativamente o valor dos desvios; e o esquema deveria

[5] Kydland e Prescott [1990], página 5.

ser bem definido e facilmente reproduzível[6]. No entanto, passar estes critérios a um procedimento matemático de decomposição de séries temporais tem sido objecto de grandes discussões. Este é um assunto que nos irá ocupar numa boa parte deste trabalho.

Nas décadas de 80 e 90, o estudo das flutuações económicas esteve muito activo. Do estudo essencialmente descritivo da herança Burns e Mitchell, houve uma evolução para uma perspectiva essencialmente teórica nas décadas de 60 e 70. Nos últimos anos houve de novo uma mudança, privilegiando-se agora os trabalhos teóricos quantitativos. Deste modo, deixaram também de ter tanta importância, como factores explicativos das flutuações económicas, os factores monetários, havendo maior preocupação com factores do 'lado real' da economia: mudanças tecnológicas, alterações fiscais, ou choques de termos de troca.

Estas preocupações estão na base de uma das teorias mais importantes de explicação das flutuações económicas dos últimos anos: a teoria dos ciclos económicos reais (*Real Business Cycles* - RBC). O aparecimento desta corrente está ligada ao artigo de Kydland e Prescott [1982], *Time to Build and Aggregate Fluctuations*, no qual os aspectos tecnológicos foram colocados como factor central no funcionamento das economias. Eram assim os choques de tecnologia as causas dos ciclos económicos. Muitos outros trabalhos sobre esta importante corrente da macroeconomia foram surgindo durante os últimos anos, sendo de realçar o recente trabalho de King e Rebelo [2000].

Os ciclos económicos, embora de carácter recorrente, não são periódicos, pelo que se tornam de difícil previsão. Apesar disso, muitos fenómenos têm sido identificados como tendo lugar em todas as flutuações económicas. Estes factos estilizados, que dizem respeito a certas regularidades dos ciclos económicos, foram observados para a economia americana, mas podem ser considerados gerais[7]. Essas regularidades são, tal como Lucas [1977] refere: i) os *outputs* dos vários sectores movem-se em conjunto;

[6] Kydland e Prescott [1990], página 6.

[7] Facilmente se comprova a adequação de algumas dessas regularidades ao ciclo económico português. Um desses factos pode mesmo ser comprovado pela Figura B.2 do apêndice estatístico.

ii) a produção de bens duradouros exibe maior amplitude que a produção de bens não duradouros; iii) a produção e preços de bens agrícolas e recursos naturais move-se pouco com o ciclo (baixa conformidade); iv) os lucros exibem uma alta conformidade e maior amplitude do que outras variáveis; v) os preços são geralmente pró-cíclicos; vi) as taxas de juro de curto prazo são pró-cíclicas e as de longo prazo são ligeiramente pró-cíclicas; vii) os agregados monetários e a velocidade de circulação de moeda são pró-cíclicos.

Resumindo, a problemática dos ciclos económicos é vasta. As teorias explicativas das flutuações económicas são inúmeras. E inúmeras são também as causas avançadas para essas flutuações económicas. Cada teoria avança o seu mecanismo predilecto de funcionamento. E embora algumas dessas teorias possam ser facilmente postas em causa, outras há em que tal não acontece e entre as quais é difícil distinguir. A definição de ciclo económico avançada por Lucas deixava em aberto o problema da definição de tendência. Ver os ciclos como os 'movimentos em torno da tendência' tornou-se comum, mas o problema da definição dessa tendência nunca foi completamente resolvido. Kydland e Prescott [1990] clarificaram o conceito de tendência, mas facilmente se podem avançar alternativas, tão válidas quanto a primeira. Tratam-se de variáveis não observadas e, como tal, será sempre difícil testar a validade desta ou daquela teoria.

Um dos objectivos deste trabalho é contribuir para a clarificação desta dicotomia ciclo-tendência, adoptando uma abordagem pragmática. No capítulo 2, vamos abordar as principais metodologias existentes para a medição do ciclo económico. Para além de focarmos a atenção nos indicadores cíclicos, iremos também distinguir entre métodos de tipo estatístico e métodos de tipo estatístico-económico. Do primeiro tipo, iremos abordar as tradicionais metodologias de decomposição ciclo-tendência, das quais se destacam a metodologia ARIMA, o filtro Hodrick e Prescott, ou o filtro Baxter e King. Iremos também apresentar outras metodologias que fazem um maior apelo à teoria económica, terminando o capítulo com uma apresentação breve dos indicadores compósitos de actividade económica.

Estes indicadores compósitos e, em concreto, os indicadores compósitos coinci-

dentes são exactamente o objecto nuclear deste trabalho. O principal objectivo é, precisamente, estudar as principais metodologias existentes para a construção deste tipo de indicadores, bem como estudar os resultados obtidos para o caso português. No capítulo 3 serão apresentadas detalhadamente cinco metodologias, sendo que três são regularmente publicadas por organismos nacionais, ao passo que as outras duas serão aqui aplicadas. Essa aplicação ao caso português será apresentada no capítulo 4. Finalmente, no capítulo 5, é apresentada uma análise comparativa, tanto a nível metodológico, como ao nível dos resultados obtidos. A nível metodológico serão apresentadas as vantagens e desvantagens de cada metodologia, não se pretendendo, no entanto, encontrar a metodologia 'óptima', até porque, na verdade, tal não existe. São sempre metodologias não testáveis, no sentido em que a variável que pretendem representar, não é observável. Todas partem de determinadas hipóteses, umas mais discutíveis que outras, mas descartando aquelas que partem de hipóteses demasiado simplistas ou mesmo grosseiras, torna-se difícil optar por uma ou outra, com base em critérios puramente científicos. Ao nível dos resultados, iremos efectuar uma comparação efectiva de cada metodologia. Essa comparação será efectuada não apenas entre os resultados das cinco metodologias analisadas, mas também recorrendo a outras medidas amplamente utilizadas no seguimento da conjuntura económica, como seja o PIB trimestral, previamente expurgado da sua componente de longo prazo (tendência). Isso será efectuado quer usando a comum TVH trimestral, quer seja por utilização de um filtro de decomposição ciclo-tendência, até porque os resultados de um e de outro método não são coincidentes.

No final deste trabalho, em jeito de conclusão, serão tecidos alguns comentários a respeito da cautela com que devem ser vistos os resultados destes indicadores compósitos. Apesar do cuidado com que algumas das metodologias foram desenvolvidas, estas não deixam de ser uma grande simplificação de uma realidade complexa e dinâmica. Tentar captar o andamento da economia a partir de um único indicador de síntese, é um exercício complicado e de resultados nem sempre satisfatórios. Esperamos que este trabalho possa contribuir para a clarificação destes indicadores e de qual a real utilidade destes no acompanhamento de curto prazo das economias.

Capítulo 2

Ciclos Económicos e a sua Medição

Definir o ciclo económico pode parecer fácil. E sê-lo-á, em teoria. Burns e Mitchell [1946] fizeram-no; Lucas [1977] também. E para o seguimento desse ciclo económico, Burns e Mitchell fizeram uma intensiva utilização de indicadores cíclicos de modo a inferir o comportamento do ciclo económico, fazendo uso da chamada abordagem dos indicadores (Zarnowitz [1992]). Note-se que estes não servem para uma verdadeira medição do ciclo económico, mas mais para uma avaliação do comportamento deste.

Apesar de definido em teoria, na prática, pelo contrário, muitos são os problemas na identificação e medição do ciclo económico. Tratando-se de uma variável não observada, têm de ser tomadas certas hipóteses quanto ao seu comportamento. Tais hipóteses não são únicas, nem pacíficas. Dentro dos métodos existentes para a medição dos ciclos económicos, um grupo particularmente importante comporta os métodos de decomposição ciclo-tendência, que partem normalmente de uma hipótese básica para o comportamento da tendência e/ou do ciclo. No entanto, muitos são os perigos desta decomposição, de certo modo *ad-hoc*, uma vez que se baseia essencialmente em critérios estatísticos. Para tentar minimizar os problemas destes métodos simplificados, foram introduzidas algumas melhorias, constituindo as chamadas abordagens híbridas.

Um método mais atractivo de medição do ciclo económico é a chamada modelização. Esta abordagem permite obter, normalmente, um bom compromisso entre pressupostos da teoria económica e pressupostos estatísticos. Dentro desta catego-

ria, cabem modelos de tipo estatístico, alimentados normalmente por especificações ARIMA, ou modelos mais complexos, dotados de racionalidade estatística, para além de uma sólida base económica. São, de qualquer modo, modelos de componentes não observadas e que, em alguns casos (Stock e Watson [1989, 1991 e 1993*b*] por exemplo), servem de base a metodologias de construção de indicadores compósitos coincidentes.

Finalmente, uma outra forma particularmente interessante de medição dos ciclos económicos consiste na construção de indicadores compósitos de actividade económica, que constituem o objecto principal deste trabalho. Tratam-se de verdadeiros instrumentos de medição do estado da economia, uma vez que são, grosso modo, uma tradução numérica da avaliação de diversos indicadores cíclicos.

2.1 Indicadores de Ciclo

Os indicadores económicos, no geral, são porventura a forma básica de acompanhamento da conjuntura económica. Permitem a análise de curto prazo da economia e podem constituir importantes elementos em modelos econométricos de previsão. Zarnowitz [1992] refere-se a esta como a 'abordagem dos indicadores' e baptiza de indicadores de ciclo aqueles que permitem monitorizar, detectar pontos de viragem e efectuar previsões da evolução futura da economia. Estão directa e sistematicamente ligados ao ciclo económico, segundo a definição clássica de Burns e Mitchell.

Nesta fase convém distinguir três tipos de indicadores de ciclo em termos da sua relação com os movimentos da economia. Estes indicadores podem ser adiantados, coincidentes ou atrasados. Os indicadores adiantados são aqueles que tendem a mudar de tendência em antecipação ao ciclo económico; incluem normalmente variáveis de fluxo e de preço, altamente sensíveis aos movimentos da economia. Os indicadores coincidentes, como o seu próprio nome indica, movem-se com o ciclo e, portanto, definem o próprio ciclo económico. São indicadores que, basicamente, medem a actividade económica. Por fim, com bastante menos importância, os indicadores atrasados são aqueles que variam depois do ciclo e, portanto, servem apenas para confirmar os pontos de viragem; incluem, em geral, variáveis de stock muito estáveis.

2.1.1 Indicadores e o acompanhamento dos ciclos

A tentativa de identificar pontos de viragem na economia implica a análise de diversos indicadores coincidentes e a análise dos pontos de viragem destes. Isto é feito dada a estreita relação entre estes indicadores e o estado da economia, a inexistência de uma medida única para a actividade económica e porque cada indicador, por si só, está sujeito a erros de medição que podem ser ultrapassados pela utilização de um leque vasto e variado de indicadores independentes.

Um grande trabalho de identificação e análise de uma extensa lista de indicadores foi levado a cabo por Burns e Mitchell [1946], para os Estados Unidos. Os indicadores disponíveis naquele país não têm qualquer paralelo com o que existe em Portugal, quer seja em número, qualidade ou extensão das séries disponíveis. Deste modo, qualquer análise que se pretenda efectuar está limitada à partida pelos dados existentes.

Apesar de todas estas limitações práticas, é possível retirar algumas conclusões através da análise de algumas séries frequentemente utilizadas no seguimento da economia, pretendendo-se fazer uso da chamada abordagem dos indicadores. Pela análise gráfica de alguns indicadores de curto prazo, podemos identificar claramente a evolução cíclica da economia portuguesa nos últimos anos. Isso mesmo pode ser visto no Apêndice B.2, onde se apresentam algumas dessas séries. Essa evolução resulta clara particularmente no caso da análise do PIB, ou melhor, da evolução do PIB visto em taxas de variação homóloga. Facilmente se identifica a crise de 1993, a última digna desse nome. Também nos outros indicadores apresentados se manifestam os efeitos dessa crise, com consequências disseminadas um pouco por toda a economia.

2.1.2 Indicadores avançados e a evolução futura da economia

Vimos já que é importante identificar o tipo de indicador que estamos a utilizar. Mais concretamente, é necessário determinar a magnitude do desfasamento que liga cada indicador ao andamento da economia[1] e não apenas avaliar os indicadores à luz dessa

[1] Falamos aqui apenas em desfasamento, no geral, mas referimo-nos principalmente a avanço, dado ser este mais importante aquando da avaliação do andamento futuro da economia. A análise dos

tipificação. Só a avaliação precisa desses desfasamentos permite efectuar previsões mais acertadas do andamento futuro da economia. Note-se ainda que esta avaliação não é estática: mudanças estruturais nas economias podem ditar uma alteração deste *timing*[2].

A particular atenção que concedemos aqui aos indicadores avançados tem a ver com as suas características previsionais, que tão atractivos os torna aos olhos de economistas e políticos. Na verdade, sendo através deste tipo de indicadores que são retirados sinais sobre o andamento futuro da economia, é perfeitamente compreensível que seja sobre estes que recaem os estudos mais recentes nesta área. Existem múltiplos exemplos de estudos que procuram encontrar novos indicadores avançados para a economia e muito se tem feito em torno das variáveis financeiras, que normalmente apresentam avanços apreciáveis face ao ciclo económico[3].

No entanto, é também sobre estes indicadores que se geram maiores controvérsias. Quando falamos em indicadores cíclicos coincidentes, a forma como eles influenciam a economia é relativamente pacífica[4]. Por exemplo, o emprego em actividades não agrícolas é um indicador coincidente e a sua influência na economia no seu todo não traz qualquer controvérsia. Ao invés, os indicadores avançados implicam normalmente um mecanismo de influência muitas vezes pouco claro. E aqui pesa muito a questão da teoria económica ou, melhor falando, teorias económicas. Na verdade, mediante a teoria económica a que se dá prevalência, assim podemos dar maior relevo a um indicador avançado ou a outro.

Zarnowitz [1992] sumariza brilhantemente estas disparidades de efeitos causados pelas diferentes teorias económicas. Como podemos ver pelo Quadro 2.1, cada teoria

atrasos não é de tão grande interesse para os economistas.

[2]Por exemplo, como indica Zarnowitz [1992], um aumento do peso dos sectores de serviços pode ditar um estreitamento do desfasamento que liga o emprego (em actividades não agrícolas) ao ciclo económico. Isto mesmo terá ocorrido em Portugal, com o incremento substancial das actividades terciárias.

[3]Por exemplo, Estrella e Mishkin [1998] utilizam variáveis financeiras num modelo de previsão de recessões.

[4]O que muitas vezes pode não ser pacífico, é a magnitude da influência desses indicadores sobre a economia.

elege um mecanismo base de funcionamento da economia e um ponto a partir do qual as flutuações económicas se geram.

Teorias ou Modelos	**Factores Determinantes**	**Evidência dos Indicadores**
Modelos do tipo acelerador-multiplicador; hipóteses em investimento autonómo, inovações e desfasamentos de gestação.	Interacção entre investimento, procura final e poupança.	Grandes movimentos cíclicos nos compromissos de investimento (pedidos, contratos) precedem o output e o emprego; Movimentos mais reduzidos no investimento realizado são coincidentes ou atrasados.
Modelos de gestão de stocks.	Ajustamento dos stocks em resposta a alterações na procura e seus efeitos na produção.	Aumentos de stocks lideram; reduzem-se durante recessões suaves e são elevados face aos da procura final.
Sobreinvestimento monetário e teorias monetaristas actuais.	Variações na oferta de moeda, crédito, taxas de juro e no peso da dívida privada.	Fluxos de moeda e crédito (taxas de variação) são altamente sensíveis e líderes 'precoces'; velocidade, taxas de juro de mercado e crédito concedido são coincidentes ou atrasados.
Hipóteses de desequilíbrios custo-preço, volatilidade das taxas de retorno esperadas e erros de expectativas.	Variações nos custos e preços, na difusão, margens e lucros totais e nas expectativas de actividade.	Variáveis de lucro e índices de cotações de acções são indicadores avançados sensíveis; custos unitários do trabalho são indicadores atrasados.
Teoria dos choques económicos reais (RBC).	Choques de produtividade e de tecnologia.	Melhoramentos na tecnologia, maior especialização da mão de obra, desenvolvimento de novos produtos e diminuição do preço de factores de produção importados (petróleo) são normalmente indicadores avançados.

Fonte : adaptado de Zarnowitz [1992].

Tabela 2.1: Teorias do Ciclo Económico e Indicadores

Por se tratar de uma teoria relativamente recente, destaque-se a teoria dos ciclos económicos reais (RBC). Nesta teoria, o mecanismo de geração dos ciclos parte de choques de produtividade, que influenciam a actividade económica em geral. Segundo Chatterjee [1999], um crescimento acima da média da produtividade total dos factores, implica um crescimento global da economia, traduzido pelo crescimento de variáveis fundamentais como o produto, o consumo, o investimento e as horas trabalhadas. Este crescimento processa-se de uma forma sustentada, de tal modo que as tendências de longo prazo das variáveis também se deslocam. Desta forma, podemos

identificar como variáveis avançadas, e normalmente com avanços assinaláveis[5], todos os factores susceptíveis de fazer elevar a produtividade total dos factores, alguns dos quais identificados no quadro acima.

Torna-se necessário perceber, portanto, quais os indicadores que são avançados e por que razão, ou seja, que mecanismo económico explica essa relação adiantada face ao ciclo. Nesse sentido, vários têm sido os modelos explicativos desenvolvidos e que servem para demonstrar até que ponto a teoria económica tem influência sobre os indicadores avançados (principalmente estes) a que se dá maior relevância. Zarnowitz refere o modelo de Popkin, que dá particular atenção às transações entre unidades de produção e não entre consumidores finais, uma vez que considera que a indústria (principalmente transformadora) é a mais sensível ao ciclo económico. Deste modo serão os indicadores relativos à indústria transformadora, os principais de entre o grupo de indicadores avançados (como por exemplo, encomendas de bens de consumo, encomendas de bens de equipamento e construções, horário semanal médio dos trabalhadores, etc)[6].

Numa abordagem algo diferente, mas com o mesmo objectivo, De Leeuw [1991] pretende minimizar os custos de uma firma satisfazer a procura esperada. De Leeuw encontra como variáveis explicativas desfasadas (e, portanto, são indicadores avançados) o crescimento do emprego, variações de *stocks* e de encomendas não satisfeitas e outras variáveis *proxies* da procura esperada.

Num outro modelo de De Leeuw a que Zarnowitz faz referência, o ênfase é colocado naquilo a que o autor chama '*prime movers*', tais como políticas monetárias e fiscais, decisões regulamentares, desenvolvimentos económicos internacionais, mudanças demográficas, etc. De Leeuw considera que são os movimentos destes '*prime movers*' que determinam o andamento do ciclo económico. Deste modo, o autor desenvolve um indicador sintético avançado, numa abordagem baseada nestes '*prime movers*', através da regressão do *output* em várias destas variáveis[7].

[5]Isto porque os mecanismos de propagação deste tipo de choques são normalmente lentos.

[6]Para mais detalhes ver Popkin, citado por Zarnowitz [1992], página 310.

[7]Alguns dos indicadores utilizados foram, por exemplo, o agregado monetário M2, exportações, preços relativos das importações, inflação, etc. Para mais detalhe ver De Leeuw, citado em Zarnowitz

2.1.3 Particularidades de alguns indicadores

A leitura de alguns indicadores deve ser mais cuidadosa. A grande maioria dos indicadores económicos relaciona-se positivamente com o ciclo, aumentando em expansões e diminuindo durante recessões. No entanto, alguns indicadores, tais como a taxa de desemprego ou o número de falências de empresas, têm um comportamente inverso.

Outras séries, como as taxas de crescimento da moeda, têm longos avanços quando analisadas numa base positiva, mas reduzidos atrasos quando analisadas numa base invertida. Ou seja, os indicadores atrasados de referência passam a ser avançados quando analisados numa base invertida. O exemplo das taxas de juro é sugestivo. As taxas de juro normalmente sobem desde cedo em períodos de contracção da actividade económica, mas diminuem de forma tardia quando a pressão da procura diminui. Estas diminuições sinalizam uma redução do custo do crédito, o que estimula a concessão de crédito para investimento. Deste modo, a taxa de juro pode ser ligada ao próximo processo de recuperação económica, com avanço.

Uma outra particularidade de algumas séries diz respeito à forma diversa como estas se ligam ao ciclo económico, consoante se trate de uma fase contraccionária ou expansionista. A maioria das séries tem um comportamento semelhante em cada uma das fases do ciclo económico, mas algumas existem que o não têm. Um caso exemplar diz respeito ao emprego. Séries de ofertas de empregos e séries de desemprego, tendem a relacionar-se com o ciclo económico com avanços nas expansões e atraso nas recessões. Isto é assim "...because employment typically rises slowly in both the initial and the late stages of a business expansion, whereas the labour force grows at a fairly steady pace." (Zarnowitz [1992], página 303).

Estas conclusões interessantes no que diz respeito ao *timing* de ligação de alguns indicadores com o ciclo económico foram retiradas de estudos efectuados por Zarnowitz, para a economia americana. Não sendo possível efectuar uma análise semelhante para Portugal [8], podemos no entanto tomar como gerais, algumas das suas considerações.

[1992], página 311.

[8] Esta impossibilidade não deriva apenas da escassez de séries longas de indicadores, mas também da inexistência de uma datação completa e precisa das recessões e expansões pelas quais a economia portuguesa passou. Esta cronologia existe nos Estados Unidos, sendo bastante completa e de

2.2 Métodos de Decomposição Ciclo-Tendência

Os métodos de decomposição ciclo-tendência[9] são, porventura, os mais utilizados no acompanhamento e medição dos ciclos económicos. São relativamente fáceis de implementar, pressupondo sempre algumas hipóteses de partida em relação ao comportamento de cada uma das componentes da actividade económica. Como tipos mais simples de métodos de decomposição ciclo-tendência, existe a aplicação de médias móveis (geralmente lineares) *two-sided* ou a diferenciação. Atractivas pela sua simplicidade, estas metodologias são basicamente aproximações mais ou menos grosseiras de filtros ideais, em particular a diferenciação, dado que, não sendo de tipo *two-sided*, provoca um desvio na leitura do ciclo.

Um procedimento usual é a decomposição da actividade económica (vista por intermédio de uma série de referência, o PIB[10], geralmente) em duas componentes: uma tendência determinística e desvios estocásticos que representam a componente cíclica residual[11]. No entanto, dificilmente uma tendência determinística pode persistir durante longos períodos de tempo. Uma alternativa é a utilização da modelização ARIMA, em que se faz uso de um processo estacionário em diferenças, em contraste com o processo estacionário em tendência anteriormente considerado. Outra possibilidade é o uso do método PAT como forma de obter a tendência, resultando o ciclo como a diferença face à série original[12].

Actualmente, muita atenção recai sobre os denominados filtros 'mecânicos', para adoptar a terminologia utilizada por Guay e St-Amant [1996], dos quais se destacam os filtros Hodrick e Prescott e Baxter e King [13]. Estes filtros pretendem isolar das séries

aceitação generalizada.

[9] Ver Baxter e King [1995] para uma comparação detalhada de diversos métodos de decomposição ciclo-tendência. Note-se que a apresentação aqui efectuada utiliza a abordagem temporal e não a abordagem da análise das frequências (análise espectral). Para uma análise da filtragem de séries temporais no domínio das frequências, ver Pedersen [1999*a*].

[10] Previamente limpo da sua componente sazonal. Caso contrário, o modelo pressupõe uma componente adicional referente à parte sazonal contida na grande maioria das séries económicas.

[11] Zarnowitz [2000].

[12] Ver Zarnowitz e Ozyildirim [2001].

[13] Note-se que existem muitos outros filtros mecânicos, como o de Christiano e Fitzgerald [1999] (ver também Fournier [2000]), por exemplo, mas que não serão aqui abordados.

determinadas frequências, de modo a identificar a componente cíclica. Sendo sempre aproximações aos filtros ideais, a sua aplicação acarreta problemas. Nomeadamente, Guay e St-Amant referem o fraco comportamento dos filtros HP e BK em frequências que não aquelas para as quais foram criados. Ao contrário do bom comportamento em elevadas frequências, o funcionamento destes filtros em baixas frequências é insatisfatório. Dada a forma espectral típica das séries macroeconómicas identificada por Granger (ver Granger e Newbold [1986]), que se concentra nas baixas frequências e decresce fortemente a partir daí, a aplicação dos filtros HP ou BK implica resultados pouco fidedignos.

2.2.1 Modelos ARIMA

A aplicação da metodologia ARIMA[14] decorre do facto estilizado da maioria das séries macroeconómicas serem integradas de 1^a ordem ($I(1)$). O teste clássico ADF (*Augmented Dickey Fuller*) rejeita normalmente de forma clara a hipótese de uma segunda raíz unitária na generalidade das séries de produto. Nos modelos ARIMA, as séries são tornadas estacionárias por diferenciação, havendo uma posterior análise das suas componentes auto-regressiva e de média móvel. No caso de séries de PIB, uma escolha possível seria um processo ARIMA(0,1,2) com constante. Alternativamente, pode ser considerado o modelo clássico auto-regressivo puro ARIMA(1,1,0). Este pode ser aconselhável em situações de previsão de curto prazo, mas não como mecanismo de descrição do comportamento das séries (Harvey e Jaeger [1993]). Outro exemplo de aplicação desta metodologia foi levada a cabo por Blanchard e Fischer (citado em Pedersen [1999*a*]). Estes autores propõem a estimação da componente tendência recorrendo a um modelo ARIMA(1,1,2), obtendo-se a componente cíclica por diferença, assumindo a prévia limpeza da série da sua componente sazonal[15].

Uma forma expedita de aplicar a metodologia ARIMA consiste na aplicação de programas de dessazonalização, como o X12 ARIMA ou o TRAMO-SEATS, em séries macroeconómicas, em que de forma automática se procede ao ajustamento de um

[14] A literatura sobre modelos ARIMA é muito vasta. Ver, por exemplo, Granger e Newbold [1986].
[15] Ver Pedersen [1999], página 94.

modelo ARIMA, com o qual se identifica a componente sazonal e a tendência. Deste modo, conseguem-se obter estimativas para o ciclo económico, visto como um resíduo.

2.2.2 Filtro Hodrick-Prescott

Do universo dos filtros mecânicos de identificação da componente cíclica de uma série, este é sem dúvida o mais conhecido. Desenvolvido por Hodrick e Prescott [1980] (citado em Harvey e Jaeger [1993]), foi já extensamente analisado, discutido e criticado[16]. Trata-se de um filtro de tipo *high-pass*, que remove as baixas frequências e 'deixa passar' as frequências mais elevadas[17]. Parte do pressuposto que uma dada série y_t é a soma de uma componente de crescimento, g_t e uma componente cíclica, c_t: $y_t = g_t + c_t$, com $t = 1, ..., T$. A aplicação do filtro HP envolve a minimização da variância da componente cíclica, sujeita a uma penalização pela variação nas segundas diferenças da componente de crescimento. A componente de crescimento resulta então da solução do problema[18]:

$$\underset{\{g_t\}_{t=-1}^{T}}{Min} \left\{ \sum_{t=1}^{T} c_t^2 + \lambda \sum_{t=1}^{T} \left[(g_t - g_{t-1}) - (g_{t-1} - g_{t-2}) \right]^2 \right\} \tag{2.1}$$

onde λ é o parâmetro de alisamento, que penaliza a variabilidade da componente de crescimento: quanto maior λ, mais lisa é a série obtida (para a componente de crescimento). Para séries trimestrais, os autores defendem $\lambda = 1600$.

Como referem Guay e St-Amant, o uso do filtro HP para a identificação do ciclo de séries macroeconómicas não pode ser justificado na base de filtragem óptima, uma vez que é normal que surjam problemas associados com as hipóteses que são tomadas: 1) componente transitória e tendência não correlacionadas, o que implica que as componentes de crescimento e ciclo sejam gerados por processos económicos distintos; 2) y_t é integrada de ordem 2, o que é incompatível com os pressupostos

[16] Discussões e críticas adicionais podem ser vistas em Harvey e Jaeger [1993], Baxter e King [1995], Cogley e Nason [1995], Guay e St-Amant [1996], Hodrick e Prescott [1997], St-Amant e van Norden [1997], Kaiser e Maravall [1999] e Pedersen [1999*a*], entre outros.

[17] Guay e St-Amant [1996].

[18] Hodrick e Prescott [1997].

usuais para séries macroeconómicas; 3) a componente transitória é um ruído branco, o que é pouco provável; 4) o parâmetro λ é apropriado, o que é normalmente difícil de conseguir, dados os problemas que envolvem a sua estimação.

Sendo basicamente um filtro com base numa média móvel de tipo *two-sided*, Baxter e King alertaram para a necessidade de ignorar observações extremas, uma vez que o filtro se transforma numa média móvel *one-sided* nos extremos das séries. Deste modo, devem-se retirar doze observações no princípio e no fim de cada série. Como referem St-Amant e van Norden [1997], no centro da amostra, o filtro HP é um verdadeiro filtro *two-sided*, em que cada observação não contribui com mais de 6%; no entanto, nos extremos da amostra, o filtro é de tipo *one-sided*, em que a última observação pode contribuir até 20%, tornando o filtro HP mais volátil nesses extremos. De qualquer das formas, Singleton [1988] (citado em Guay e St-Amant [1996]) mostra que o filtro HP pode ainda ser considerado uma boa aproximação a um filtro de tipo *high-pass*, quando aplicado a séries estacionárias.

Cogley e Nason [1995] frisaram o diferente comportamento do filtro HP em séries estacionárias em tendência e em séries estacionárias em diferenças. No caso das primeiras, o filtro HP equivale a um processo em dois passos, em que no primeiro se retira a tendência e, num segundo passo, se aplica o filtro aos desvios face à tendência, operando como um filtro de tipo *high-pass*. No caso de séries estacionárias em diferenças, o filtro HP assemelha-se a um filtro linear em dois passos, em que num primeiro passo se estacionarizam as séries por diferenciação e, num segundo passo, se alisam as séries diferenciadas por um filtro de média móvel assimétrica. Desta forma, o filtro HP não funciona como um filtro *high-pass*, pelo que pode originar ciclos e co-movimentos, mesmo que estes estejam ausentes das séries originais[19], bem como gera uma série final exageradamente volátil.

Na tentativa de melhorar o funcionamento do filtro HP e, em concreto, ultrapassar as limitações deste no que diz respeito ao seu fraco comportamento nos extremos das

[19] É o problema da possibilidade de serem gerados ciclos espúreos no caso de séries estacionárias em diferenças, também apelidado de crítica de Nelson-Kang. Ver Cogley e Nelson [1995] para maior detalhe sobre esta crítica ao filtro HP.

séries e ao excessivo ruído extraído das séries cíclicas, Kaiser e Maravall [1999] propõem um filtro HP modificado, denominado filtro Hodrick-Prescott ARIMA (HPA). Em termos práticos, consiste na aplicação do filtro HP às séries estendidas por previsões ARIMA, resultantes da aplicação do programa TRAMO-SEATS para remoção da componente sazonal[20]. Deste modo, reduz-se o mau comportamento do filtro nos extremos das séries, bem como o ruído presente nas séries finais. O resultado da aplicação deste filtro ao caso português pode ser visto na Figura 2.1. Note-se a grande semelhança entre o filtro HP e o filtro HPA. Esta situação resulta do facto de também a série filtrada pelo filtro HP original ter sido previamente limpa da sua componente sazonal, embora com o programa X12ARIMA (e não com o programa Tramo-Seats, como é sugerido para o filtro HPA). Naturalmente, a aplicação do filtro HP à série original resultaria numa série muito volátil, em que os movimentos sazonais se sobreporiam aos movimentos cíclicos. As diferenças apenas são visíveis no fim da série, dado o filtro HPA ter sido aplicado a uma série estendida por previsões ARIMA, reduzindo, desse modo, o fraco comportamento do filtro HP no extremo da série.

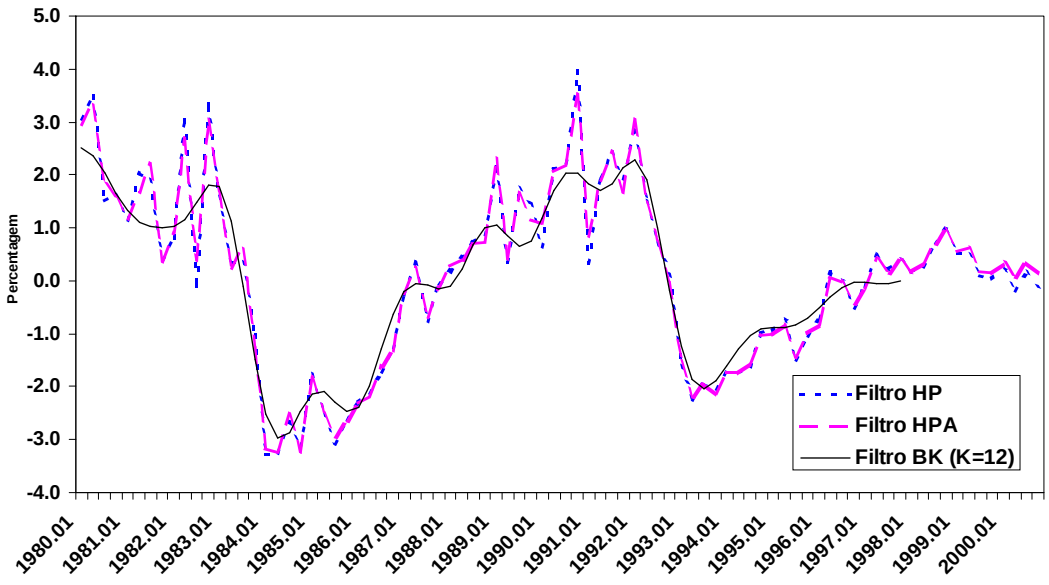

Figura 2.1: Componente Cíclica do PIB Trimestral Português

[20] A série resultante da aplicação deste programa contém a tendência e o ciclo, expurgados da componente sazonal, mas tendo já havido algum alisamento.

2.2.3 Filtro Baxter e King

Desenvolvido por Baxter e King [1995], trata-se de um filtro *band-pass*, que pretende ser uma aproximação ao filtro *band-pass* ideal, de acordo com a definição de ciclo de Burns e Mitchell [1946]. Consiste numa média móvel finita, que elimina frequências baixas e elevadas, 'deixando passar' as componentes das séries temporais com flutuações entre seis e trinta e dois trimestres. No domínio temporal e seguindo a notação mais atractiva de Guay e St-Amant [1996], quando aplicado a séries temporais trimestrais, o filtro BK toma a forma de uma média móvel de vinte e quatro trimestres:

$$y_t^f = \sum_{h=-12}^{12} a_h y_{t-h} = a(L) y_t \tag{2.2}$$

sendo L o operador de desfasamento. No domínio das frequências, o filtro é caracterizado pela sua transformação de Fourier, $\alpha(\omega)$. Os ponderadores a_h são derivados a partir de um problema de minimização, tal como Woitek [1998] o apresenta:

$$\min_{a_h} Q = \int_{-\pi}^{\pi} |\beta(\omega) - \alpha(\omega)|^2 \, d\omega \text{ sujeito a } \alpha(0) = 0 \tag{2.3}$$

em que $|\beta(\omega)|$ é o ganho do filtro ideal.

Exactamente por se tratar de uma média móvel, perdem-se doze trimestres em cada extremo das séries, o que limita bastante o interesse do uso do filtro BK para análises de dados contemporâneos[21]. A aplicação do filtro BK, para K=12, pode ser vista na Figura 2.1 apresentada anteriormente. Note-se que foram eliminadas doze observações em cada extremo da série. Resulta claro nesta figura a muito menor volatilidade do ciclo obtido por utilização do filtro BK. No entanto, ao utilizarmos a banda que os autores recomendam (6 a 32 trimestres), estamos a eliminar os ciclos de menor frequência. Se, em vez de termos 6 trimestres como limite inferior do filtro *band-pass*, tivéssemos 2 trimestres, a semelhança entre os resultados do filtro BK e os resultados do filtro HP seria espantosa. A esta situação não é alheio, concerteza, o facto de o filtro HP estimar a tendência, obtendo o ciclo por diferença face à série original. Deste modo, a componente irregular está presente na componente

[21] No entanto, tal como no caso do filtro HP, também o filtro BK pode ser aplicado à série de PIB previamente estendida por previsões ARIMA, de modo a contornar esta limitação.

cíclica. Pelo contrário, o filtro BK estima realmente o ciclo, vindo a tendência por diferença. Podemos então concluir que o filtro BK é, verdadeiramente, um método de extracção da componente cíclica das séries económicas, isolando-a de todas as outras componentes. Por este motivo, a escolha do método a usar não pode ser dissociada do problema que queremos tratar. Temos sempre de ter presente que, em qualquer análise comparativa que se faça, estamos perante dois filtros de características diferentes: um é de tipo *high-pass*, enquanto o outro é de tipo *band-pass*.

Guay e St-Amant referem que tal como foi identificado por Cogley e Nason, bem como Harvey e Jaeger para o filtro HP, também o filtro BK amplifica as frequências dos ciclos e gera ciclos espúreos, quando comparado com o filtro ideal (embora amplifique muito menos do que o filtro HP, como é claro na Figura 2.1).

Tal como foi já referido, o facto de a maior parte das séries macroeconómicas apresentar a chamada forma típica de Granger, em que o pico das séries é nas baixas frequências, leva a que o comportamento dos filtros HP e BK seja fraco, dado estes serem desenhados para funcionarem com frequências mais elevadas. É exactamente nestas baixas frequências que os filtros HP e BK mais se afastam do filtro ideal.

Woitek refere que uma potencial solução seria aumentar o período de análise. Mas normalmente isso não é possível. Uma solução mais exequível consiste na utilização de janelas espectrais, pelo que se definem novos pesos para os filtros[22].

Num estudo comparativo de vários métodos mecânicos de decomposição ciclo-tendência, Pedersen [1999*a*] conclui que, apesar de todos os problemas apontados ao filtro HP e ignorando as 12 observações extremas (tal como sugerido por Baxter e King [1995]), este tem o melhor desempenho de entre os filtros de tipo *high-pass* (enquanto que o filtro BK é considerado o melhor de entre os *band-pass*). Esta situação é alcançada caso o valor do parâmetro de alisamento λ seja óptimo, no sentido em que minimiza o efeito de distorção causado pelo filtro, definido como:

$$Q_\omega = \sum_{\omega \in W} |H(\omega) - H^*(\omega)| \, .v(\omega) \tag{2.4}$$

em que $H^*(\omega)$ é a função de transferência de um filtro ideal, $H(\omega)$ a função de transferência do filtro a ser testado e $v(\omega)$ os ponderadores, definidos como o rácio da

[22] Para uma análise mais detalhada, ver Woitek [1998].

densidade espectral do processo na frequência ω, $S_y(\omega)$, em relação à variância da série. Deste modo, Q_ω mede aproximadamente o dobro da área entre os espectros das séries filtradas (usando o filtro ideal e o filtro testado)[23]. No entanto, na estimação efectuada[24] para a série de PIB portuguesa, não foram encontradas diferenças assinaláveis entre as séries resultantes da aplicação do filtro HP usando o valor clássico para o parâmetro de alisamento ($\lambda = 1600$) e usando o valor óptimo.

Na tentativa de ultrapassar as limitações identificadas para os métodos mecânicos de decomposição, floresceram algumas extensões multivariadas desses métodos *ad-hoc*, particularmente no que ao filtro HP diz respeito. A extensão multivariada ao filtro HP, tal como St-Amant e van Norden [1997] apresentam, consiste na adição dos resíduos de uma relação económica estrutural ao problema clássico de minimização. Pode ser representada como:

$$\{y_t^g\}_{t=0}^{T+1} = \arg\min \sum_{t=1}^{T} (y_t - y_t^g)^2 + \lambda_g (\Delta^2 y_{t+1}^g)^2 + \lambda_\varepsilon \varepsilon_t^2 \tag{2.5}$$

sendo $\varepsilon_t = z_t - f(y_t^g, x_t)$. $f(.)$ modeliza z_t (uma variável económica de interesse) como uma função de algumas variáveis explicativas (x_t) e da tendência não observada (y_t^g). Esta representação pode ser alargada de modo a incluir n relações estruturais.

St-Amant e van Norden apresentam duas abordagens principais. A primeira, da autoria de Laxton e Tetlow, é chamada de filtro multivariado. Laxton e Tetlow utilizaram uma curva de Phillips e uma lei de Okun que liga a taxa de desemprego à componente cíclica do produto. A segunda abordagem, introduzida por Butler, usa simultaneamente múltiplas relações estruturais.

Note-se que estas metodologias híbridas não constituem uma panaceia, dado que são normalmente difíceis de estimar e são pouco robustas a calibragens alternativas. Problemas com esta abordagem prendem-se com a definição das relações estruturais auxiliares e com a definição dos parâmetros $\lambda_{g,\varepsilon}$, que compõem agora um vector de incógnitas adicionais[25].

[23] Para uma mais aprofundada derivação desta medida de avaliação, ver Pedersen [1999*a*].

[24] Esta estimação foi efectuada usando o programa Optimalvaluehpfilter.m, escrito em MATLAB e disponibilizado pelo autor em http://www.econ.ku.dk/tmp.

[25] Para outras extensões ao filtro HP, nomeadamente a abordagem da função de produção, a re-

2.3 Modelização

Para além dos métodos tradicionais de decomposição ciclo-tendência apresentados, que funcionam de uma forma mais ou menos mecânica, existem outros métodos, mais complexos, que pretendem explicar o funcionamento cíclico das economias. O aparecimento desta abordagem decorre essencialmente da necessidade de ultrapassar limitações dos filtros *ad-hoc*, conferindo uma base estatística e uma formalização matemática robusta ao processo de avaliação do ciclo económico. Estes modelos macroeconómicos podem fazer uso de variáveis explicativas[26] ou, simplesmente, partir de especificações para as componentes não observadas, muitas vezes de tipo ARIMA.

Um exemplo de modelo de tipo estatístico-econométrico, pode ser encontrado em Maravall [1993]. Este modelo paramétrico geral, constitui uma nova abordagem na estimação de modelos de componentes não observadas e deriva em muito da modelização ARIMA.

Suponha-se a série observada, x_t, decomposta em k componentes não observadas:

$$x_t = \sum_{i=1}^{k} x_{it} \tag{2.6}$$

em que cada componente é vista como o resultado de um processo estocástico linear:

$$\delta_i(B)x_{it} = \psi_i(B)a_{it} \tag{2.7}$$

sendo a_{it} uma variável ruído branco, $\psi_i(B) = \theta_i(B)/\varphi_i(B)$, com $\delta_i(B)$, $\theta_i(B)$ e $\psi_i(B)$, polinómios de ordem finita. Deste modo, temos:

$$\varphi_i(B)\delta_i(B)x_{it} = \theta_i(B)a_{it} \tag{2.8}$$

$$\phi_i(B)x_{it} = \theta_i(B)a_{it} \tag{2.9}$$

em que $z_{it} = \delta_i(B)x_{it}$ é a transformação estacionária de x_{it} e os polinómios $\phi_i(B)$ e $\theta_i(B)$ têm ordens p_i e q_i, respectivamente.

solução do problema dos extremos da amostra e o método TOFU (*Trivial Optimal Filter that may be Useful*), ver St-Amant e van Norden [1997].

[26] Sendo estes os modelos mais atractivos, pelo facto de terem uma base económica de sustentação dos pressupostos estatísticos.

Das equações (2.6) e (2.9) e tomando algumas condições de consistência, resulta:

$$\phi(B)x_t = \theta(B)a_t. \tag{2.10}$$

Como dissemos, é possível obter diversos casos particulares deste modelo, tomando diferentes especificações para cada uma das componentes do modelo. A tendência pode ser determinística ou estocástica; também a componente cíclica pode ser modelizada de diferentes formas, sendo normalmente formalizada como um processo ARMA estacionário.

Este modelo pode ser estimado utilizando o filtro de Kalman ou o filtro Wiener-Kolmogorov, apresentando, no entanto, problemas de identificação, pelo que se torna necessário impôr restrições adicionais.

Harvey e Jaeger [1993] apresentam um outro modelo de tipo estatístico para medição do ciclo económico. Trata-se do modelo tendência e ciclo (*trend plus cycle model* na terminologia original), em que a série observada é dividida em três componentes, podendo ainda incluir uma componente sazonal:

$$y_t = \mu_t + \psi_t + \varepsilon_t \tag{2.11}$$

sendo y_t a série observada, μ_t a tendência, ψ_t o ciclo e ε_t a componente irregular. A tendência é do tipo linear local, definida como:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t \tag{2.12}$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \zeta_t \tag{2.13}$$

em que β_t é o declive da tendência e η_t e ζ_t são ruídos brancos, independentes um do outro. Note-se que, definida deste modo, a tendência é equivalente a um processo ARIMA(0,2,1). A componente cíclica estocástica é gerada por:

$$\psi_t = \rho\cos\lambda_c\psi_{t-1} + \rho\sin\lambda_c\psi^*_{t-1} + \varkappa_t \tag{2.14}$$

$$\psi^*_t = -\rho\sin\lambda_c\psi_{t-1} + \rho\cos\lambda_c\psi^*_{t-1} + \varkappa^*_t \tag{2.15}$$

com $0 \leqslant \rho \leqslant 1$, sendo λ_c a frequência do ciclo, e $\varkappa_t$ e $\varkappa^*_t$ ruídos brancos não correlacionados. A componente cíclica, ψ_t, é estacionária se ρ fôr estritamente inferior a um.

Torna-se equivalente a um processo ARIMA(2,1) caso se imponham certas condições, desejavelmente, *a priori*[27].

A estimação dos hiper-parâmetros $(\sigma_\eta^2, \sigma_\zeta^2, \sigma_\varkappa^2, \rho, \lambda_c, \sigma_\varepsilon^2)$ pode ser efectuada por máxima verosimilhança (usando, por exemplo, o filtro de Kalman, depois de re-escrito o modelo em espaço de estado), permitindo obter estimativas das componentes de y_t. Este modelo é semelhante ao modelo univariado de componentes não observadas apresentado em Orlandi e Pichelmann [2000] para a decomposição em tendência e ciclo das séries de desemprego. Estes autores provam que, com alguma manipulação, o sistema constituído pelas equações (2.14) e (2.15) pode ser reduzido a uma especificação AR(2):

$$\psi_t = (2\rho \cos \lambda_c)\psi_{t-1} - \rho^2 \psi_{t-2} + \xi_t \tag{2.16}$$

O outro tipo de modelos, mais apelativos para os economistas, partem de uma modelização economicamente robusta, estando simultaneamente assente em pressupostos estatísticos. Exemplos deste tipo de modelos podem ser encontrados em Diebold e Rudebusch [1994], que utilizam um modelo factorial dinâmico com alteração de regime, de modo a captar tanto o co-movimento entre as séries cíclicas, como a não linearidade resultante das diferentes fases cíclicas em que a economia se pode encontrar em cada momento. Os autores defendem que o comportamento cíclico é necessariamente diferente em fases de expansão ou recessão, pelo que um modelo que pretenda acompanhar a realidade deve ter em conta essa não linearidade.

Também a extensão multivariada ao modelo de componentes não observadas apresentado em Orlandi e Pichelmann constitui um bom exemplo desta categoria de modelos. Neste modelo, explora-se a clássica relação de Phillips com o intuito de decompôr séries de desemprego em tendência e ciclo. A grande diferença face ao modelo sintetizado pela equação (2.16) passa pela inclusão de equações de medida adicionais, representativas da relação entre a variável não observada (o ciclo) e diversas variáveis observadas que se pense estarem contemporaneamente correlacionadas com o ciclo. No entanto "...the advantage of adding an additional equation rests crucially on a correct specification of the additional equation." (Orlandi e Pichelmann [2000],

[27] Ver Harvey e Jaeger [1993] para mais detalhe.

página 8).

Uma abordagem particularmente interessante deriva do conhecido modelo triangular de inflação de Robert Gordon [1996] e foi desenvolvida por Apel e Jansson [1999*a*] e [1999*b*]. Recentemente, esta metodologia foi aplicada ao caso português por Martins e St. Aubyn [2001]. Apel e Jansson partem de duas ideias fundamentais: i) as componentes cíclicas (referidas pelos autores como *gap*, uma vez que dizem respeito aos desvios face à tendência, ou seja, o valor natural ou de longo prazo[28]) do desemprego e do produto estão directamente ligadas; ii) uma vez que estes desvios medem até que ponto a economia está afastada do seu equilíbrio de longo prazo, é de esperar que influenciem o andamento da inflação. Deste modo, uma correcta decomposição ciclo-tendência do produto tem necessariamente de ter em conta a estreita relação com o desemprego, bem como com a inflação. Os autores criticam, assim, todos os métodos existentes que não tenham em conta estas importantes inter-relações.

Na formalização do seu modelo, Apel e Jansson partem da relação triangular de inflação de Gordon. Trata-se de um mecanismo do tipo curva de Phillips, modificada de modo a ter em conta choques de oferta. A sua denominação 'triangular', deriva das três determinantes consideradas para a inflação: inércia, procura e oferta. A primeira equação do modelo, a versão modificada do modelo triangular de inflação de Gordon, é então dada por:

$$\Delta\pi_t = \sum_{i=1}^{3} \rho_i \Delta\pi_{t-i} + \sum_{j=0}^{1} \eta_j (u_{t-j} - u_{t-j}^n) + \sum_{k=0}^{4} \omega_k z_{t-k} + \varepsilon_t^{pc} \tag{2.17}$$

em que π_t é o logaritmo do Índice de Preços no Consumidor (IPC), u_t é a taxa de desemprego, u_t^n é a NAIRU e z_t é um vector de *proxies* para choques de oferta[29].

A segunda equação do modelo é uma relação de Okun, que associa as flutuações

[28] No caso do desemprego, a tendência é identificada como sendo a NAIRU - *Non Accelerating Inflation Rate of Unemployment*, enquanto para o produto, a sua tendência é o produto potencial.

[29] Este pode incluir variáveis como a taxa de câmbio real, a produtividade, os preços relativos das importações e do petróleo e variáveis *dummy* para eventuais alterações nas taxas de imposto sobre o valor acrescentado.

cíclicas de produto e desemprego. Os autores representam-na como sendo:

$$y_t - y_t^p = \sum_{l=0}^{1} \phi_l (u_{t-l} - u_{t-l}^n) + \varepsilon_t^{ol} \tag{2.18}$$

onde y_t é o logaritmo do produto e y_t^p é o logaritmo do produto potencial.

Finalmente, três equações de comportamento fecham o modelo:

$$u_t^n = u_{t-1}^n + \varepsilon_t^n \tag{2.19}$$

$$y_t^p = \alpha + y_{t-1}^p + \varepsilon_t^p \tag{2.20}$$

$$u_t^n - u_{t-1}^n = \sum_{m=1}^{2} \delta_m (u_{t-m} - u_{t-m}^n) + \varepsilon_t^c \tag{2.21}$$

Note-se que todos os termos de erro são assumidos serem IID e mutuamente não correlacionados de variância constante. As equações (2.19) e (2.20) especificam que a NAIRU e o produto potencial são caracterizados por tendências estocásticas, sendo a primeira um passeio aleatório puro e o segundo um passeio aleatório com deriva. Por fim, a equação (2.21) especifica a evolução assumida para o desemprego cíclico, que neste caso se trata de um processo auto-regressivo puro.

O modelo é então estimado usando o filtro de Kalman e o método da máxima verosimilhança, sendo necessário passar previamente a especificação anterior para espaço de estado. Os resultados obtidos pelos autores para vários países (Suécia, Canadá, Reino Unido e Estados Unidos) são bastante bons, o que nos leva a estar optimistas no que diz respeito à utilização deste modelo na estimação das componentes cíclicas do emprego e produto. Esta abordagem peca pela morosidade da sua implementação face a métodos mais expeditos (como os filtros mecânicos), mas tem como ponto forte a sólida base económica dos pressupostos considerados. As hipóteses mais discutíveis dizem respeito aos processos adoptados para as componentes, mas análises casuísticas[30] podem levar a encontrar melhores especificações e que são facilmente introduzidas no modelo.

Outras abordagens também apelativas podem ser encontradas em St-Amant e van Norden [1997]. Estas consistem na imposição de restrições de longo prazo em

[30]Nos países analisados pelos autores, as hipóteses foram testadas, tendo-se chegado à conclusão que os dados são bem representados pelos processos considerados.

modelos VAR, para a estimação da componente cíclica do produto. Uma dessas abordagens é apelidada de restrições de longo prazo sobre o produto (LRRO - *Long--Run Restrictions Imposed on Output*), enquanto a outra se denomina por restrições de longo prazo sobre o produto e a inflação (LRROI - *Long-Run Restrictions Imposed on Output and Inflation*). A segunda é mais refinada, uma vez que combina restrições sobre o produto com restrições sobre a inflação, permitindo obter uma componente cíclica do produto consistente com a tendência da inflação[31].

2.4 Indicadores Compósitos de Actividade Económica

As múltiplas teorias e vasta literatura existentes sobre ciclos económicos não nos permitem concluir pela existência de uma causa única para todas as flutuações cíclicas. Pelo contrário, tal como Zarnowitz [1992] aponta e como vimos na introdução, existem múltiplas hipóteses explicativas dessas oscilações. Consequentemente, não é possível identificar sintomas que nos possam dar uma ideia clara do andamento da economia no futuro imediato. As regularidades nos comportamentos cíclicos por vezes existem, mas não as podemos tomar como certas.

Grosso modo, podemos agrupar estas teorias em dois grandes grupos: as teorias externas, que explicam os movimentos cíclicos com factores externos ao sistema económico (guerras, ciclo político, avanços tecnológicos, etc) e as teorias internas, que colocam particular ênfase nos mecanismos internos da economia.

Dada esta dificuldade em encontrar uma teoria, de síntese, sobre o comportamento dos ciclos económicos, é natural a idêntica dificuldade em fazer depender a análise dos ciclos económicos de indicadores cíclicos tomados individualmente. Isto porque a relevância de cada indicador, *per se*, varia tendo em conta o elemento causal dominante. Daqui decorre a necessidade de utilizar indicadores mais gerais, de síntese, que reflitam a globalidade dos movimentos na economia. E pela facilidade de implementação e estimação, a utilização de indicadores compósitos tem hoje grande

[31] A formalização destas abordagens pode ser encontrada no trabalho referido.

aceitação junto dos analistas económicos, sobrepondo-se largamente aos sofisticados, mas pesados, modelos macro-econométricos.

2.4.1 Indicadores Compósitos Avançados, Coincidentes e Atrasados

Os indicadores compósitos (ou de actividade) pertencem aos chamados métodos empíricos de previsão[32], uma vez que "...não recorrem a um modelo teórico de formalização de comportamento...", razão pela qual "...não fornecem directamente previsões quantitativas."[33]. Esta metodologia centra-se, portanto, na observação e tratamento de séries económicas no sentido de explicar o andamento actual ou prever o andamento futuro da economia.

À semelhança do que foi apontado para os indicadores cíclicos, também os indicadores de actividade podem ser de três tipos básicos, a saber, indicadores avançados, indicadores coincidentes ou aproximadamente coincidentes e indicadores atrasados. Dada a semelhança desta tipologia com aquela que foi efectuada para os indicadores cíclicos, não repetimos aqui o que então foi dito (ver secção 2.1). Mais uma vez, como também foi já sugerido, vital importância recai sobre os indicadores avançados de actividade económica, dada a sua adequação para a previsão de curto prazo.

Uma das grandes vantagens destes indicadores compósitos é aumentarem as possibilidades de obter indicações correctas sobre o andamento da actividade económica, pela combinação, num índice, de um grupo relativamente diversificado de indicadores cíclicos. Deste modo, é possível sintetizar num único indicador, informações sobre diferentes actividades, pela incorporação de um leque variado de indicadores de curto prazo.

Por outro lado, a sintetização num índice de toda a informação veiculada pelos indicadores cíclicos, permite reduzir os erros de medição presentes na generalidade das séries infra-anuais, na medida em que esses erros são assumidos serem independentes.

[32] Na terminologia utilizada em Vilares e outros [1996].

[33] Vilares e outros [1996], página 20.

Em terceiro lugar, os indicadores compósitos permitem reduzir o 'ruído' normalmente presente em todas as séries de elevada frequência. Para além dos movimentos sazonais, que devem ser eliminados antes de qualquer análise, a generalidade dos indicadores cíclicos reflete principalmente os movimentos erráticos de curto prazo e não tanto os movimentos cíclicos de maior duração. A utilização dos índices compósitos permite a eliminação da preponderância desses movimentos erráticos, resultando numa série mais suave.

Estas características dos indicadores compósitos, bem como a facilidade do seu cálculo e monitorização, têm ditado a disseminação da utilização destes como elementos-chave na análise de curto prazo, tendo sido provada a sua utilidade no acompanhamento e previsão das flutuações da economia.

Quer se tratem de indicadores compósitos avançados, coincidentes ou atrasados, as diversas metodologias existentes para o seu cálculo traduzem diferentes formas de ponderar a informação que os compõe. Na verdade, não será muito errado dizer-se que as grandes diferenças entre indicadores resultem mais do seu conteúdo (ou seja, as séries utilizadas na sua construção) do que propriamente da forma como essa ponderação é efectuada. Nos capítulos seguintes iremos exemplificar isso para o caso português e, em concreto, estudar a construção de indicadores coincidentes e a influência das diversas metodologias existentes nos resultados obtidos.

Não sendo objectivo desta dissertação o aprofundar da temática dos indicadores compósitos avançados, não pode deixar de ser focada a sua elevada importância. Muitas das metodologias de construção deste tipo de indicadores derivam directamente das metodologias de construção de indicadores compósitos coincidentes. Em boa verdade, a maior parte dos indicadores compósitos avançados permite prever o andamento futuro do indicador compósito coincidente, derivando daí a grande ligação entre ambos. Essa previsão é normalmente efectuada usando indicadores cíclicos avançados, que devem reunir certas características: estabilidade, complementaridade, *lead-time* elevado, *lead-time* estável e rápida disponibilização, tal como referido em Auerbach [1982] ou Gomes [1995].

Uma metodologia muito utilizada na construção de indicadores avançados é aquela

que a OCDE utiliza actualmente. Deriva muito da metodologia tradicional que apresentaremos no capítulo seguinte e que permite obter indicadores compósitos avançados, coincidente e atrasados. A grande diferença face a essa metodologia diz respeito ao uso do método PAT pela OCDE, para estimar as tendências de longo prazo[34].

Em Stock e Watson [1989], paralelamente à apresentação do novo indicador compósito coincidente (cuja metodologia veremos no ponto 3.2), é também desenvolvido um indicador compósito avançado, que consiste na previsão (a seis meses) do indicador coincidente. A forma mais simples de pensar este indicador avançado é vê-lo como a projecção do indicador coincidente nas variáveis avançadas (os indicadores avançados usados na previsão), numa modelização do tipo VAR [35]. Phillips [1998] faz uma avaliação deste indicador avançado, bem como de outros, à luz da capacidade destes em prever recessões.

Também em Melro [1996] é apresentada uma outra metodologia de construção de um indicador compósito avançado para Portugal. Neste caso é utilizada uma análise em componentes principais de cinco indicadores avançados para a economia portuguesa. A utilização deste método justifica-se pela elevada colinearidade entre as séries utilizadas.

Outros exemplos de metodologias de construção de indicadores compósitos avançados podem ser dados. Refira-se, adicionalmente, a metodologia proposta em Forni, Hallin, Lippi e Reichlin [2001], que fazendo uso de uma elaborada análise factorial dinâmica, propõem a construção de um indicador avançado para a área euro[36].

O desempenho do indicador compósito avançado é bastantes vezes analisado à luz da sua capacidade em sinalizar pontos de viragem na economia. Embora nas economias desenvolvidas de hoje o fenómeno de abrandamento do crescimento seja mais comum do que o fenómeno da recessão, continua a haver grande preocupação em obter indicadores para a sinalização de recessões. É com base nesta preocupação

[34] Ver OCDE [1998] para maior detalhe sobre a construção deste indicador compósito avançado.

[35] Para maior detalhe na construção do indicador avançado, ver Stock e Watson [1989*a*] ou Gomes [1995], onde este indicador é aplicado ao caso português.

[36] De notar que esta metodologia é também utilizada na construção de indicadores compósitos coincidentes e será apresentada no capítulo seguinte.

que Stock e Watson [1993*b*] desenvolvem um modelo probabilístico habilitado para a previsão de pontos de viragem na economia, fazendo uso de indicadores avançados.

2.4.2 Indicadores de Clima Económico e Índices de Difusão

É comum interpretar-se um índice de difusão como um indicador de clima económico. Especificamente, os índices de difusão revelam a percentagem de séries que variam num dado período de tempo. No entanto, estes índices apenas revelam o sentido da variação, não quantificando a sua amplitude. A designação de indicador de clima deriva da utilização de séries provenientes de inquéritos de opinião (normalmente designadas por séries qualitativas). Por traduzirem opiniões dos empresários, necessariamente subjectivas, considera-se que a leitura que delas é feita corresponde, grosso modo, a um dado clima presente numa indústria, sector, ou mesmo economia. Na verdade, estas séries qualitativas assumem as características de índices de difusão, uma vez que variam entre -100 e +100, traduzindo a mudança de direcção (crescente/inalterado/decrescente) e o tipo de apreciação (boa/satisfatória/má).

Diversos são os exemplos de índices de difusão amplamente utilizados, bem como diversas são as metodologias empregues na sua construção. Um desses exemplos é o indicador de clima económico do IFO[37]. Este indicador é construído a partir das opiniões expressas por um elevado número de empresas quanto à situação actual da actividade (boa/satisfatória/má) e quanto às expectativas de evolução da actividade nos próximos seis meses (melhor/igual/pior). As diversas respostas para cada uma das duas perguntas são ponderadas de acordo com a importância da indústria e é calculado o saldo (diferença entre respostas positivas e negativas) das respostas médias a cada pergunta. Finalmente, o índice sintético é calculado como a média geométrica das respostas às duas perguntas, é definido um ano base (actualmente 1991) e a série resultante é corrigida de sazonalidade.

Um outro exemplo de indicador de clima é apresentado em INE [1997], neste caso para Portugal. O indicador é visto como o factor comum presente em diversas séries

[37]Instituto Alemão de investigação económica. Ver IFO [2001].

qualitativas (previamente escolhidas de acordo com a sua ligação ao ciclo económico) e é calculado utilizando técnicas de análise factorial.

A mesma metodologia é empregue pela Comissão Europeia no cálculo do indicador de clima para a área euro, que neste momento se confina à indústria (por motivos naturais de indisponibilidade de informação na área dos serviços). Tal como é apresentado em Comissão Europeia [2000*a*], este indicador de clima é o factor comum presente em diversas séries qualitativas para a área euro (sendo cada uma destas obtida por agregação das séries nacionais, usando como ponderadores o valor acrescentado bruto da indústria de cada país, face ao total da área euro).

Numa abordagem algo diferente, Stock e Watson [1998] fazem uso de um modelo de análise factorial dinâmica para construir um índice de difusão. Deste modo o índice de difusão é interpretado como a estimativa dos factores não observados nesse modelo factorial dinâmico. Tal como noutras metodologias de construção de índices de difusão, também a apresentada por Stock e Watson não é mais do que uma média de diversos indicadores cíclicos. No entanto, dado que os factores dinâmicos estimados são identificados apenas parcialmente[38], não terão a mesma interpretação dos índices de difusão tradicionais. Os autores deixam assim em aberto a questão de como transformar os factores estimados em índices de difusão interpretáveis.

Como vemos, diversas metodologias podem ser empregues na construção de indicadores de clima económico. Grosso modo, é possível utilizar as mesmas técnicas de construção dos indicadores de actividade. A grande atractividade deste tipo de indicador resulta da rápida disponibilização das séries qualitativas. Naturalmente peca por não dar uma tradução numérica das variações na actividade.

[38] Os autores alertam para: "... they are identified only up to a nonsingular $k \times k$ transformation." (Stock e Watson [1998], página 32).

Capítulo 3

Indicadores Coincidentes de Actividade Económica

É sobre este tipo de indicador compósito que se desenrola o núcleo desta dissertação. Não obstante a importância dos indicadores compósitos avançados como forma de previsão do andamento da economia num futuro próximo, considerou-se que a análise aprofundada das metodologias de construção dos índices coincidentes constituiria uma boa base de trabalho. Isto até porque as metodologias hoje utilizadas na construção de indicadores compósitos avançados derivam, em grande medida, das metodologias utilizadas nos indicadores coincidentes.

Muito do trabalho em torno da utilização de indicadores no seguimento da conjuntura económica foi levado a cabo por Burns e Mitchel [1946]. No entanto, estes autores não eram muito a favor da construção de indicadores compósitos, duvidando do seu valor no seguimento da conjuntura económica. Na verdade, alertaram mesmo para os perigos do uso de estatísticas-síntese, uni-dimensionais, na tentativa de perceber os movimentos cíclicos da economia. Em palavras dos autores, "...no single time series can reveal business cycles as we have defined them.", de tal forma que "...only by analyzing numerous time series, each of restricted significance, can business cycles be made to reveal themselves..." (Burns e Mitchell [1946], página 11).

Apesar de todas estas reticências e advertências, seguidores de Burns e Mitchell viram a necessidade de criar indicadores compósitos de actividade que pudessem sin-

tetizar um conjunto alargado de indicadores.

Os primeiros índices compósitos foram desenvolvidos por Geoffrey Moore e Julius Shiskin[1], dois proeminentes defensores dos indicadores (ou índices) compósitos. Moore construiu uma metodologia de previsão da produção industrial, combinando diversos indicadores cíclicos. A forma como esses indicadores eram construídos (principalmente no que diz respeito à estandardização das séries utilizadas) foi evoluindo e para isso muito contribuiu Shiskin[2].

Mas a partir da década de 60, vários desenvolvimentos ocorreram. Em particular, as economias desenvolvidas (em especial a dos Estados Unidos) passaram a ter um comportamento cíclico diferente, na medida em que as recessões passaram a ser pouco severas, a tal ponto que as contracções económicas deram lugar a meras desacelerações no crescimento. Como referem Boschan e Banerji [1990], foi necessário adaptar a construção de indicadores a novas definições de ciclos, quer seja em termos de desvios face à tendência (os chamados '*deviation cycles*') ou em termos de diminuição das taxas de crescimento (os denominados '*growth cycles*').

No seguimento destes desenvolvimentos teóricos, novos indicadores compósitos foram construídos pelo Departamento de Comércio (DOC - *Department of Commerce*) dos Estados Unidos, tendo conduzido à sua produção regular entre 1968 e 1995. Nesta data, a construção destes indicadores passou para o *The Conference Board*, uma organização empresarial não lucrativa. A metodologia utilizada é bastante simples e decorre disso mesmo a sua atractividade. Começaremos por abordar esta metodologia no ponto 3.1, dado tratar-se da metodologia mais próxima da que foi inicialmente desenvolvida pelos 'pais' dos indicadores compósitos.

No ponto seguinte deste capítulo, será abordada a metodologia Stock-Watson, desenvolvida com o intuito de dar uma racionalidade estatística à construção de indicadores compósitos, algo que a metodologia tradicional não fazia. Paralelamente, foi desenvolvida em Portugal uma metodologia alternativa, que pela sua novidade face às metodologias até então existentes, merece também um certo destaque. Mais tarde, a

[1] Citado em Boschan e Banerji [1990].

[2] Para maior detalhe na evolução histórica dos indicadores compósitos, ver Boschan e Banerji [1990].

abordagem em componentes principais inicialmente efectuada foi melhorada pelo uso da análise factorial clássica, mas mantendo essencialmente o mesmo espírito. Esta metodologia será aflorada no ponto 3 deste capítulo. Na sequência dos importantes trabalhos de Stock e Watson [1989] e [1991], foi desenvolvida uma metodologia que, partindo daquela, introduz algumas modificações e melhoramentos. Esta metodologia, a que tão simplesmente chamamos derivada, será abordada no ponto 4 deste capítulo.

Finalmente, este capítulo será encerrado com a exposição de uma metodologia relativamente recente, fazendo uso de técnicas de análise factorial dinâmica e que pensamos poder vir a tornar-se o grande desenvolvimento para o futuro nesta área.

3.1 A Metodologia Tradicional

Nesta secção vamos abordar uma metodologia que é utilizada nos Estados Unidos desde a década de 60 e que tem basicamente permanecido intacta desde então. Como já vimos na introdução a este capítulo, esta metodologia de construção de indicadores (que é utilizada na construção de indicadores avançados, coincidentes e ainda atrasados) deriva de trabalhos antigos de Moore e Shiskin.

Trata-se de uma metodologia bastante simples, que assenta em 3 etapas básicas: selecção das componentes; transformação das componentes; e esquema de ponderação. Como resultado, obtemos indicadores compósitos que não são mais do que médias ponderadas de vários indicadores. Os indicadores avançados, coincidentes e atrasados partilham a mesma metodologia, diferindo apenas no conjunto de indicadores cíclicos utilizado na construção de cada um. Neste processo de construção dos indicadores compósitos, a etapa que recebe maior atenção é a selecção das componentes. Considera-se que cada um dos três conjuntos de indicadores utilizados na construção dos três indicadores compósitos são os melhores na explicação da realidade a que se destinam.

3.1.1 Construção do Indicador

Assumindo que a etapa crucial de escolha dos melhores indicadores para cada realidade está completada, é necessário combiná-los da melhor forma. Num artigo publicado pelo *The Conference Board* [1997], são bem evidentes cinco passos no cálculo dos indicadores compósitos. Vamos considerar t e $t-1$ como os meses corrente e anterior, respectivamente, e que x e m denotam uma componente particular do índice compósito.

1. **Cálculo das variações mensais para cada componente**

   Se determinada componente X está já em variação percentual, a transformação a operar é a simples diferença: $x_t = X_t - X_{t-1}$. Se, por outro lado, a componente é expressa em níveis, então calculam-se as variações percentuais simétricas: $x_t = 200 * (X_t - X_{t-1})/(X_t + X_{t-1})$.[3]

2. **As variações mensais são ajustadas de modo a igualarem a volatilidade de cada componente**

   Partindo do desvio-padrão das variações de cada componente, v_x, calcula-se a soma do inverso dos desvios-padrão $k = \sum_x w_x$, sendo $w_x = 1/v_x$. Posteriormente, as medidas estatísticas de volatilidade (desvio-padrão) são recalculadas, de modo a que os factores de estandardização das componentes do indicador compósito somem a unidade: $r_x = 1/(k * v_x)$. Podemos então calcular as variações ajustadas de cada componente como sendo $m_x = r_x * x_t$.

3. **Cálculo da soma das variações mensais ajustadas**

   No caso do indicador compósito coincidente[4], a variação mensal percentual (vista pela fórmula simétrica) do indicador é simplesmente a soma das variações mensais ajustadas de cada componente, ou seja, $i_t = \sum_m m_t$.

[3] Ao contrário da fórmula tradicional de cálculo das variações percentuais, esta fórmula trata as variações positivas e negativas de forma simétrica. Deste modo, um aumento de 1% seguido de uma diminuição de 1%, leva o índice para o seu valor original.

[4] Reside aqui uma diferença entre o cálculo do indicador compósito coincidente e os indicadores compósitos avançado e atrasado, dado que estes últimos sofrem ainda um ajustamento adicional.

4. **O nível do indicador compósito é calculado usando a fórmula da variação percentual simétrica**

   O valor do índice para o primeiro mês é simplesmente $I_1 = (200 + i_1)/(200 - i_1)$, sendo $I_t = I_{t-1} * (200 + i_t)/(200 - i_t)$ para $t = 2, ..., n$.

5. **O indicador compósito é recalculado para base 100 num ano escolhido**

   O ano base escolhido no texto original foi 1992. Para isso, o histórico do índice é multiplicado por 100 e dividido pela média dos 12 meses de 1992.

Podemos sintetizar estes passos na construção do indicador coincidente tal como faz Boldin [2000], utilizando uma especificação logarítmica (que para variações pequenas é muito aproximada à variação percentual simétrica):

$$\Delta z_t = z_t - z_{t-1} = \sum_j w_j (x_{j,t} - x_{j,t-1}) \tag{3.1}$$

onde w é o factor de ponderação de cada componente[5], x é a componente (na forma logarítmica) e z é o indicador coincidente (também na forma logarítmica). Em termos de níveis (logaritmizados), tem-se:

$$z_t = \left(z_0 - \sum_j w_j x_{j,1} \right) + \sum_j w_j x_{j,t} \tag{3.2}$$

sendo z_0 um ajustamento arbitrário para definição do ano-base.

Em torno desta metodologia existem também várias discussões e diversas são as alternativas apontadas, em especial no que toca à estandardização prévia a efectuar aos indicadores utilizados. Naturalmente, o método de estandardização adoptado tem também influência na definição da base do índice (etapa 5.).

Boschan e Banerji [1990], bem como Cullity e Banerji [1996] expõem e analisam as vantagens e desvantagens de alguns métodos utilizados. Não havendo particular interesse em sermos demasiado exaustivos e descritivos, vamos apenas apresentar

[5] Que, como vimos, é inversamente proporcional ao desvio-padrão das variações mensais para cada componente no período observado.

duas alternativas ao método utilizado pelo *The Conference Board*[6] que, note-se, corresponde ao que anteriormente era utilizado pelo *Department of Commerce* e que muitas vezes se denomina por método de Shiskin.

Uma dessas alternativas é o método empregue pela OCDE. No cálculo dos indicadores compósitos para diversos países, esta organização utiliza como factor de estandardização, os desvios médios absolutos das séries sem tendência, em relação à sua média. Cada série, depois de lhe ser retirada a tendência, é dividida pelo factor de estandardização correspondente. Posteriormente, as séries estandardizadas são agregadas, obtendo-se o indicador compósito.

A outra alternativa a que faremos menção é a abordagem proposta em Boschan e Banerji [1990]. Os autores enfatizam a importância da resolução de dois problemas: qual o procedimento apropriado para o cálculo do factor de estandardização e qual a natureza das séries a serem estandardizadas. No que diz respeito à primeira destas questões, Boschan e Banerji defendem o uso do desvio-padrão da série alisada depois de retirada a tendência. Em relação ao segundo destes problemas, os autores defendem a necessidade de assegurar a aplicação do factor de estandardização a séries estacionárias em amplitude (isto pode ser alcançado, por exemplo, aplicando logaritmos às séries iniciais).

Também na última etapa, que diz respeito à definição do nível do indicador compósito, residem algumas diferenças de abordagem. No caso descrito, que se trata do tratamento original dado pelo *The Conference Board* aos seus indicadores, o indicador apenas é recalculado de modo a ter base 100 num ano previamente escolhido. Jorrat [1998] utiliza um tratamento diferente. Faz um ajustamento da tendência do indicador compósito coincidente de modo a que este tenha uma tendência de longo prazo semelhante ao crescimento de longo prazo do PIB. Deste modo, é retirada qualquer tendência espúrea ainda presente no indicador compósito. Para tal, Jorrat define o crescimento médio do PIB num intervalo relativamente alargado de tempo (1970 a 1997). Finalmente, o indicador compósito é reconstruído tendo em conta as variações

[6] Para maior detalhe nestes métodos de estandardização e, em especial, problemas associados à sua utilização, ver os textos referidos.

mensais definidas na etapa 4., ajustadas ao crescimento de longo prazo do PIB.

No caso dos indicadores da OCDE, é utilizado um método em que a tendência é 'devolvida' à série do indicador. Para isso, o indicador (depois de ajustada a sua amplitude) é multiplicado pela tendência da série de referência (na unidade original), previamente obtida pelo método PAT[7].

3.2 A Metodologia Stock-Watson

A metodologia desenvolvida por James Stock e Mark Watson, é porventura a mais importante no universo de metodologias de construção de indicadores compósitos. Esta secção segue de perto os artigos de 1989 e de 1991[8] destes dois autores, nos quais é desenvolvido um modelo probabilístico explícito, com base em técnicas modernas de análise de séries temporais, ao contrário do que era efectuado até então pelo DOC nos Estados Unidos. Segundo Stock e Watson [1991], este modelo gera resultados em tudo semelhantes ao 'antigo' indicador do DOC, mas permite ter por detrás uma racionalidade estatística na sua construção e interpretação.

O modelo de Stock e Watson baseia-se na ideia da existência de um elemento comum nos co-movimentos entre muitas variáveis macroeconómicas e que pode ser representado por uma única variável subjacente e não observada. Os autores chamam a esta variável o estado da economia (em palavras dos autores, "...this variable represents the general 'state of the economy' ", Stock e Watson [1991], página 64).

Esta variável não observada deve ser definida antes de ser estimada e isto requer a formulação de um modelo probabilístico. O modelo em causa é um modelo de índice único, sendo o índice o estado da economia, C_t. Tratando-se de um modelo linear nas variáveis não observadas, é usado o filtro de Kalman para a construção da função de verosimilhança. Deste modo, os parâmetros do modelo serão estimados pelo método da máxima verosimilhança.

[7] Sobre este método, ver Zarnowitz [2000], Zarnowitz e Ozyildirim [2001] ou OCDE [1998].

[8] Na verdade, este artigo de 1991 é de facto de 1989, publicado inicialmente como *NBER Working Paper n.º 2772*. Foi posteriormente publicado em Lahiri e Moore [1991].

3.2.1 Especificação do Modelo

Seja X_t um vector $n \times 1$ de variáveis macroeconómicas que se julga moverem-se contemporaneamente com a economia. Neste modelo, X_t tem duas componentes estocásticas: a componente comum, ou seja, o valor da variável de estado da economia, C_t e uma componente de dimensão n, que representa os movimentos idiossincráticos das séries e o erro de medição, $v_t = (v_{1t}, v_{2t}, ..., v_{nt})'$. Ambas as componentes são modelizadas como tendo estuturas estocásticas lineares e, para mais, C_t é assumida entrar contemporaneamente em cada variável. Deste modo, a formulação sugerida é:

$$X_t = \tilde{\beta} + \gamma C_t + v_t \tag{3.3}$$

$$\tilde{\phi}(L)C_t = \delta + \eta_t \tag{3.4}$$

$$\tilde{D}(L)v_t = \epsilon_t \tag{3.5}$$

Note-se que L é o operador de desfasamento, $\tilde{\phi}(L)$ é um polinómio escalar em L e $\tilde{D}(L)$ é uma matriz de polinómios em L. Vemos claramente pela equação (3.3) que C_t entra nas n equações que a compõem, mas com diferentes ponderações.

Dado não ser possível garantir a cointegração entre as séries coincidentes, o sistema (3.3) a (3.5) é reformulado em termos de variações. Na reparametrização efectuada por Stock e Watson, vamos então obter o sistema:

$$Y_t = \beta + \gamma \Delta C_t + u_t \tag{3.6}$$

$$\phi(L)\Delta C_t = \delta + \eta_t \tag{3.7}$$

$$D(L)u_t = \epsilon_t \tag{3.8}$$

Esta reparametrização assume que $\tilde{\phi}(L) = \phi(L)\Delta$ e $\tilde{D}(L) = D(L)\Delta$, onde $\Delta = 1 - L$ e que $Y_t = \Delta X_t$ e $u_t = \Delta v_t$. Note-se ainda que os polinómios $\phi(L)$ e $D(L)$ têm ordens finitas p e k, respectivamente, que δ é uma constante e que β e γ são vectores $n \times 1$ de constantes.

Neste modelo de índice único, a hipótese básica de que os co-movimentos das séries resultam apenas da variável não observada C_t é atingida assumindo que $(u_{1t}, u_{2t}, ..., u_{nt}, \Delta C_t)$ são mutuamente não correlacionados para todos os desfasamentos. Isto é conseguido assumindo que a matriz $D(L)$ é diagonal e que η_t e ϵ_t são ruídos brancos não

correlacionados:

$$\begin{aligned} D(L) &= diag(d_1(L), d_2(L), ..., d_n(L)) \\ E\begin{bmatrix} \eta_t \\ \epsilon_t \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \eta_t & \epsilon_t' \end{bmatrix} &= \Sigma = diag(\sigma_\eta^2, \sigma_{\epsilon_1}^2, ..., \sigma_{\epsilon_n}^2) \end{aligned}$$

Por uma questão de identificação do modelo, é efectuada a normalização $\sigma_\eta^2 = 1$. Stock e Watson fazem ainda uma hipótese adicional, de modo a estimar a taxa média de crescimento de $C_{t|t}$, ou seja, a estimativa do indicador coincidente no momento t, obtida com informação disponível até esse mesmo momento. Esta é calculada como a média ponderada das taxas de crescimento das séries iniciais. Deste modo, podemos obter $\Delta C_{t|t}$ neste modelo como sendo:

$$\Delta C_{t|t} = W(L)Y_t \tag{3.9}$$

Em que $W(L)$ é um vector de polinómios em L, de dimensão $1 \times n$. A média de $\Delta C_{t|t}$ iguala $W(1)\mu_Y$, sendo $W(1) = \Sigma_{i=0}^{\infty} W_i$ e μ_Y a média de Y_t. Isto implica $\delta = \phi(1)W(1)\mu_Y$.

Todas estas hipóteses são necessárias e suficientes para impôr as restrições de identificação que nos permitem estimar o modelo, usando o filtro de Kalman. Isso será feito em dois passos, estimando, em primeiro lugar, os parâmetros do modelo e usando essas estimativas, num segundo passo, para obter a componente comum, ou seja, o indicador compósito coincidente, C_t.

3.2.2 O Filtro de Kalman

Stock e Watson [1991] mostram que o primeiro passo para estimar o modelo (3.6) a (3.8) é explicitá-lo sob a representação de espaço de estado, de modo a podermos utilizar o filtro de Kalman[9] na avaliação da função de verosimilhança.

A representação em espaço de estado é composta por dois conjuntos de equações: um conjunto de equações de medida e um outro de equações de transição. O último descreve a evolução do vector das variáveis de estado não observáveis, C_t, u_t e os seus

[9]Sobre a derivação do filtro de Kalman ver Harvey [1991] e Cuthbertson e outros [1992].

desfasamentos, enquanto que o primeiro relaciona as variáveis observadas, Y_t, com os elementos do vector de estado[10]. Como foi demonstrado por Stock e Watson [1991], a equação de transição (3.10) é obtida combinando as equações (3.7) e (3.8), enquanto que a equação de medida (3.11) é obtida reescrevendo a equação (3.6) como uma combinação linear do vector de estado, obtendo-se assim:

$$\alpha_t = \mu_\alpha + T_t\alpha_{t-1} + R\zeta_t \tag{3.10}$$

$$Y_t = \beta + Z\alpha_t + \xi_t \tag{3.11}$$

Em que:

$$\begin{aligned}
\alpha_t &= \begin{pmatrix} C_t^{*\prime} & u_t^{*\prime} & C_{t-1} \end{pmatrix}' \\
C_t^* &= \begin{bmatrix} \Delta C_t & \Delta C_{t-1} & ... & \Delta C_{t-p+1} \end{bmatrix}' \text{ e } u_t^* = \begin{bmatrix} u_t' & u_{t-1}' & ... & u_{t-k+1}' \end{bmatrix}' \\
\zeta_t &= \begin{pmatrix} \eta_t & \epsilon_t' \end{pmatrix}' \text{ e } \mu_\alpha = \begin{pmatrix} \delta & 0_{1\times(p+nk)} \end{pmatrix}' \\
T_t &= \begin{bmatrix} \phi^* & 0 & 0 \\ 0 & D^* & 0 \\ Z_c & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
\phi^* &= \begin{bmatrix} \phi_1 ... \phi_{p-1} & \phi_p \\ I_{p-1} & 0_{(p-1)\times 1} \end{bmatrix} \text{ e } D^* = \begin{bmatrix} D_1 ... D_{k-1} & D_k \\ I_{n(k-1)} & 0_{n(k-1)\times n} \end{bmatrix} \\
R &= \begin{bmatrix} Z_c' & 0 \\ 0 & Z_u' \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ com } Z_c = \begin{bmatrix} 1 & 0_{1\times(p-1)} \end{bmatrix} \text{ e } Z_u = \begin{bmatrix} I_n & 0_{n\times n(k-1)} \end{bmatrix} \\
Z &= \begin{bmatrix} \gamma Z_c & Z_u & 0_{n+1} \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

A representação em espaço de estado acima efectuada contém um termo de erro ξ_t na equação de medida (não correlacionado com ζ_t) e a matriz de transição T_t varia ao longo do tempo. No entanto, Stock e Watson acabam por efectuar a estimação assumindo ξ_t nulo e uma matriz de transição invariável.

[10]Daqui em diante referiremo-nos a estas equações como a equação de medida e a equação de transição, tendo sempre presente, no entanto, que se trata de uma representação matricial, na qual figuram diversas equações.

Sendo uma conhecida forma de construir a função de verosimilhança Gaussiana, o filtro de Kalman permite obter estimativas do erro quadrático médio mínimo (*Minimum Mean Square Error* - MMSE) do vector de estado não observável, de forma recursiva. O filtro é composto por dois conjuntos de equações, um de previsão e outro de actualização. Seja $\alpha_{t|\tau}$ a estimativa de α_t baseada em $(y_1, ..., y_\tau)$, $E\left[\xi_t \xi_t'\right] = H$, $E\left[\zeta_t \zeta_t'\right] = \Sigma$ e $P_{t|\tau} = E\left[\left(\alpha_{t|\tau} - \alpha_t\right)\left(\alpha_{t|\tau} - \alpha_t\right)'\right]$. Deste modo, as equações de previsão do filtro de Kalman são:

$$\alpha_{t|t-1} = \mu_\alpha + T_t \alpha_{t-1|t-1} \tag{3.12}$$

$$P_{t|t-1} = T_t P_{t-1|t-1} T_t' + R\Sigma R' \tag{3.13}$$

Pela equação de medição (3.11), a previsão de Y_t em $t-1$ é $Y_{t|t-1} = \beta + Z\alpha_{t|t-1}$. As equações de actualização do filtro são:

$$\alpha_{t|t} = \alpha_{t|t-1} + P_{t|t-1} Z' F_t^{-1} v_t \tag{3.14}$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} Z' F_t^{-1} Z P_{t|t-1} \tag{3.15}$$

em que $F_t = E\left[v_t v_t'\right] = Z P_{t|t-1} Z' + H$ e $v_t = Y_t - Y_{t|t-1}$.[11]

As equações (3.12) a (3.15) do filtro de Kalman permitem a estimação recursiva do vector de estado $\alpha_{t|t-1}$ e da matriz de covariâncias da estimativa, $P_{t|t-1}$, assumindo valores iniciais para os parâmetros desconhecidos em T_t, R, Σ, H e Z (os hiper-parâmetros do sistema) bem como os valores iniciais para $\alpha_{t|t}$ e $P_{t|t}$. Para uma estimação por máxima verosimilhança exacta, estes valores iniciais são tomados como sendo o valor esperado não condicional de α_t e a sua matriz de covariâncias, $E\left[\left(\alpha_t - E\alpha_t\right)\left(\alpha_t - E\alpha_t\right)'\right]$, ou seja, $P_{0|0} = \sum_{j=0}^{\infty} T_{t-j}^{j} \sum T_{t-j}^{j'}$. Em alternativa, como indicam Stock e Watson [1991], $P_{0|0}$ pode ser igualado a uma matriz constante arbitrária. Neste caso, as estimativas não são exactas, mas são assimptoticamente equivalentes à máxima verosimilhança.

A partir dos valores iniciais arbitrários dados aos hiper-parâmetros, a aplicação do filtro de Kalman permite gerar os *inputs* necessários à composição da função de verosimilhança, ou seja, v_t e F_t. De posse da função de verosimilhança e assumindo erros Gaussianos, é possível obter as estimativas Gaussianas de máxima verosimilhança,

[11] Caso se assuma a hipótese de $\xi_t = 0$, então H será nulo.

maximizando a função de verosimilhança L no espaço dos parâmetros.

$$L = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T} v_t' F_t^{-1} v_t - \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T} \ln |F_t| \tag{3.16}$$

Ou seja, o filtro de Kalman não gera, por si só, estimativas dos parâmetros desconhecidos do modelo. Na verdade, apenas permite obter estimativas (condicionais nos parâmetros desconhecidos) do erro de previsão (do tipo *one step-ahead*), $v_t = Y_t - Y_{t|t-1}$ e da sua matriz de variâncias-covariâncias, F_t, a partir de valores iniciais dados aos hiper-parâmetros do sistema e aos parâmetros ($\alpha_{t|t}$ e $P_{t|t}$). Estas são depois utilizadas na construção da função de verosimilhança e o seu valor é avaliado. O processo iterativo decorre até que os hiper-parâmetros e parâmetros sejam tais que a função de verosimilhança é máxima. Ou seja, os parâmetros do filtro de Kalman são óptimos na medida em que maximizam a função de verosimilhança L.

Podemos ver então que o filtro de Kalman é uma ferramenta poderosa de estimação: apesar de conter variadas incógnitas (no caso que vimos de construção do indicador coincidente, temos a variável subjacente bem como os parâmetros do sistema como incógnitas), permite obter estimativas da parte não observada do modelo (variável subjacente e respectiva matriz de covariâncias da estimativa) e dos hiper-parâmetros, tudo na mesma operação.

3.2.3 Construção e Estimação do Indicador Coincidente

O indicador coincidente compósito retirado do modelo de índice único é o estimador MMSE de C_t, construído utilizando os dados dos indicadores coincidentes, denotado por $C_{t|t}$. Usando o estimador do vector de estado, $\alpha_{t|t}$, obtido pelo filtro de Kalman dado $(Y_1, ..., Y_t)$, é possível obter facilmente o indicador coincidente utilizando a equação (3.10), vindo dado por $C_{t|t} = \begin{pmatrix} Z_c & 0_{1\times(p-1)} & 0_{1\times nk} & 1 \end{pmatrix} \alpha_{t|t}$. Adicionalmente, a variância de $C_{t|t}$ vem dada por $\begin{pmatrix} Z_c & 0_{1\times(p-1)} & 0_{1\times nk} & 1 \end{pmatrix} p_{t|t} \begin{pmatrix} Z_c & 0_{1\times(p-1)} & 0_{1\times nk} & 1 \end{pmatrix}'$

O filtro de Kalman também possibilita a obtenção do polinómio de ponderação $W(L)$ da equação (3.9). Dado que $\Delta C_t = e_1' \alpha_{t|t}$ com $e_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & ... & 0 \end{pmatrix}'$, então encontrar os ponderadores implicitamente utilizados no cálculo de ΔC_t é um caso

especial do problema de encontrar os pesos correspondentes em $\alpha_{t|t}$. Substituindo $v_t = Y_t - (\beta + Z\alpha_{t|t-1})$ na equação (3.14) e utilizando a equação (3.12), vamos obter:

$$\alpha_{t|t} = (I - G_t Z)(\mu_\alpha + T_t \alpha_{t-1|t-1}) + G_t Y_t - G_t \beta \tag{3.17}$$

sendo $G_t = P_{t|t-1} Z' F_t^{-1}$ o ganho de Kalman. Quando T_t é invariante no tempo ($T_t = T^*$), então G_t converge de forma não estocástica para o ganho de Kalman de *steady-state*, G^*. Deste modo, a equação (3.17) pode ser re-escrita como:

$$(I - KL)\alpha_{t|t} = G^* Y_t \tag{3.18}$$

com $K = (I - G^* Z)T^*$ e, por construção, $(I - G^* Z)\mu_\alpha = G^* \beta$. Os ponderadores $W(L)$ são obtidos por inversão de $(I - KL)$ na equação (3.18) e, seleccionando a primeira linha da média móvel infinita que daí resulta, obtemos:

$$\Delta C_{t|t} = e_1' \sum_{j=0}^{\infty} K^j G^* Y_{t-j} \tag{3.19}$$

Uma particularidade adicional do filtro de Kalman é a possibilidade de se obterem estimativas retrospectivas do estado da economia, $C_{t|T}$ (ou, de forma mais geral, $\alpha_{t|T}$). É possível obter estimativas para α_t utilizando toda a amostra, através do 'Kalman *smoother*'[12]. O filtro de Kalman, por si só, calcula as melhores estimativas para o vector de estado $\alpha_{t|t-1}$, baseado na informação disponível até $t-1$. Mas o filtro de Kalman também pode produzir as melhores estimativas de α_t dada toda a informação ($t = 1, ..., T$). O alisamento que o filtro de Kalman pode fazer significa, basicamente, olhar para trás a partir de $t = T$ para obter as melhores estimativas para $t = T - 1$, $t = T - 2$, etc. As equações de alisamento são equações recursivas que funcionam da frente para trás, a partir de α_T e P_T.

Sejam $\alpha_{t|T}$ e $P_{t|T}$ o estimador alisado e a sua covariância. Deste modo, as equações de alisamento[13] serão:

$$\alpha_{t|T} = \alpha_t + P_t^* (\alpha_{t+1|T} - T_{t+1}\alpha_t) \tag{3.20}$$

$$P_{t|T} = P_t + P_t^* (P_{t+1|T} - P_{t+1|t}) P_t^{*\prime} \tag{3.21}$$

[12] Na ausência de tradução adequada, optou-se por conservar a designação original.

[13] Segundo Harvey [1989] e Cuthbertson e outros [1992].

com:

$$P_t^* = P_t T'_{t+1} P^{-1}_{t+1|t} \quad t = T-1, T-2, ..., 1$$

Como referem Cuthbertson e outros [1992], não existe nenhuma intuição apelativa que se possa dar a estas recursões de alisamento. Nos modelos em que se assumem parâmetros variáveis no tempo (caso mais geral, não assumido por Stock e Watson na estimação), a interpretação destas equações é mais apelativa, dado que podem ser vistas como as melhores estimativas possíveis de obter a partir de toda a informação disponível, apesar de se continuar a assumir que os parâmetros são variáveis no tempo. Apesar da dificuldade de avaliação das equações em si, os resultados obtidos a partir das equações de alisamento são economicamente intuitivas, uma vez que permitem fazer uso de toda a informação disponível em cada momento.

3.3 Componentes Principais e Análise Factorial Clássica

A metodologia sugerida por Pinheiro e Melro [1992] difere substancialmente da que foi apresentada na secção anterior. Para o acompanhamento da economia, existem muitos indicadores de referência que dizem respeito a diferentes agregados de uma variável macroeconómica de síntese, como é o Produto Interno Bruto. Um indicador sintético de evolução da economia deve ser uma combinação dos indicadores disponíveis. A questão é sempre em relação à forma de combinar a informação. Esta metodologia sugere, como forma de tratamento, a utilização do método das componentes principais, com o objectivo de reduzir a dimensionalidade[14], aplicado às taxas de variação dos indicadores. Depois de aplicada a análise das componentes principais, os indicadores daí resultantes são utilizados numa regressão que explora a correlação destes com as taxas de variação das séries das Contas Anuais.

Segundo os autores, a superioridade desta abordagem face à metodologia Stock e Watson tradicional, advém da possibilidade de uso de um conjunto alargado de

[14] Pois existe um número elevado de indicadores, comparativamente com o número de observações disponíveis.

indicadores. Com o uso do filtro de Kalman, o elevado número de parâmetros implica que não podem ser usados mais de quatro ou cinco indicadores. Por outro lado, a metodologia Stock e Watson obriga a que os indicadores utilizados tenham uma evolução cíclica aproximada, o que torna crítico o processo de escolha das variáveis. Pinheiro e Melro consideram que neste ponto a abordagem das componentes principais se superioriza à metodologia Stock e Watson[15].

Posteriormente, esta análise em componentes principais foi melhorada com o recurso à análise factorial clássica. Esta vertente é abordada em INE [1997][16], fazendo uso do trabalho efectuado por Doz e Lenglart [1996]. Trata-se claramente de uma abordagem superior à análise em componentes principais (que mais não é do que um caso particular - e mais simples - da análise factorial clássica), pelo que esta secção se concentrará no modelo de análise factorial.

3.3.1 Aplicação do Método das Componentes Principais na Transformação dos Dados

Como foi já mencionado, a utilidade do método das componentes principais decorre da possibilidade de ultrapassar os problemas de escassez de graus de liberdade na estimação. Por outro lado, permite também evitar problemas de colinearidade entre as séries utilizadas. Deste modo, o método das componentes principais afigura-se de maior relevância quando as séries iniciais apresentam uma forte correlação entre si.

Pinheiro e Melro optam pela aplicação do método das componentes principais às pseudo taxas de variação homólogas das séries[17], "Tendo em conta os manifestos sintomas de não estacionaridade das séries mensais..."[18], sendo o método das componentes principais então aplicado a estas PTVH's.

Finalmente, o modelo construído é estimado utilizando as componentes principais das PTVH's dos indicadores. Para essa estimação, os autores ensaiaram diversas

[15] Mais à frente (capítulo 5) veremos estas e outras questões em maior detalhe.

[16] Sendo a metodologia que hoje em dia é utilizada na construção do indicador compósito do INE.

[17] Assim apelidadas dado que na transformação operada pelos autores, existe um termo de erro na equação de definição das variações homólogas.

[18] Pinheiro e Melro [1992], página 208.

regressões, utilizando combinações das primeiras dez componentes, tendo a escolha recaído na regressão com mais componentes significativas.

3.3.2 Modificações Recentes

Num trabalho posterior (INE [1997]), esta metodologia de construção de um indicador coincidente compósito com recurso ao método das componentes principais foi equacionada de modo diferente e os indicadores utilizados foram repensados. Similarmente, a forma de tratamento prévio desses indicadores foi também alterada.

Vimos já que o objectivo principal do método das componentes principais é a redução da dimensionalidade do vector de variáveis iniciais (indicadores cíclicos), tendo em vista a sua substituição por um número reduzido de variáveis subjacentes, que se designam por factores comuns. Nesta redução de dimensão, as novas variáveis (os factores comuns) são derivadas por ordem decrescente de importância. O resultado é tanto melhor quanto mais reduzido for o número de factores comuns que traduzem o essencial da informação contida nas variáveis iniciais (cujo número é elevado).

Nesse trabalho recente (INE [1997]), que se alimenta essencialmente da análise efectuada por Doz e Lenglart [1996] para o estudo da indústria francesa, é aplicada a análise factorial tradicional (não dinâmica) que, segundo os autores, "...provides consistent estimators of the parameters of the model, even when the variables are autocorrelated time variables..." (Doz e Lenglart [1996], página 2). Deste modo, é possível aplicar este método utilizando *packages* tradicionais, que permitem ainda obter elementos estatísticos necessários à escolha do número de componentes a utilizar.

Seja o seguinte conjunto de I variáveis iniciais, $y_{1t}, y_{2t}, ..., y_{It}$[19]. Existindo J variáveis subjacentes (sendo $J < I$), designadas por F_1, F_2,..., F_J, então cada variável inicial y_{it} pode ser representada como uma função linear destes J factores comuns e de uma variável residual.

$$y_{it} = \lambda_{i1} F_{1t} + ... + \lambda_{iJ} F_{Jt} + u_{it} \qquad \text{com } i = 1, ..., I \tag{3.22}$$

[19] Vamos aqui utilizar a notação empregue no texto original de Doz e Lenglart [1996].

Neste modelo de análise factorial, os pesos λ_{ij}, designados por *factor loadings*, representam o coeficiente de correlação da variável i com o factor j (de outro modo, representam a contribuição do factor F_j para a explicação da variável y_{it}). Os factores F_j designam-se por factores comuns e representam as correlações entre as variáveis. Por fim, a variável residual u_i, também apelidada de factor específico (ou componente idiossincrática), representa a variável residual específica de X_i. As variáveis residuais u_i são independentes umas das outras e independentes dos factores e, tal como os factores F_j, podem estar autocorrelacionadas[20].

Utilizando notação matricial, em que $y_t = (y_{1t}, ..., y_{It})'$, $F_t = (F_{1t}, ..., F_{1J})'$, $u_t = (u_{it}, ..., u_{It})'$ e $\Lambda = (\lambda_{ij})$, com $1 \leqslant i \leqslant I$ e $1 \leqslant j \leqslant J$, o modelo vem:

$$y_t = \Lambda F_t + u_t \tag{3.23}$$

com $E(F_t) = 0$; $E(u_t) = 0$; $E(u_t u_t') = D = diag(\sigma_1^2, ..., \sigma_I^2)$; $E(F_t u_\tau') = 0 \ \forall(t, \tau)$; e $E(F_t F_\tau') = 0$ e $E(u_t u_\tau') = 0$, $\forall(t, \tau)$ com $t \neq \tau$.

Facilmente se constata que os factores não são definidos de forma única, uma vez que podem ser modificados por uma qualquer combinação linear, desde que os *factor loadings* sejam alterados em consonância.

No modelo básico, em que os factores comuns não estão correlacionados entre si e os factores específicos e comuns não são autocorrelacionados[21], temos que:

$$\begin{aligned} V(y_t) &= \Lambda\Lambda' + D \\ \text{e } V(y_{it}) &= \sum_{j=1}^{J} \lambda_{ij}^2 + \sigma_i^2 = h_i^2 + \sigma_i^2, \text{ para } i = 1, .., I \text{ e } \forall t. \end{aligned}$$

Ou seja, a variância total da variável y_{it} é composta pela contribuição total dos factores, h_i^2, também apelidada de *communality* da variável y_{it} e pela variância de u_{it}, não explicada pelos factores. Cada λ_{ij}^2 representa a parte da variância de y_{it} explicada pelo factor F_j, enquanto que $V_j = \sum_{i=1}^{I} \lambda_{ij}^2$ mede a contribuição total do factor F_j para a variância de todas as variáveis.

[20] Doz e Lenglart [1996], no apêndice do trabalho, provam que os estimadores são consistentes, podendo 'sofrer', ou não, de autocorrelação.

[21] Em notação matricial, o mesmo é dizer que $E(F_t F_t) = Id$; e que $E(F_t F_\tau') = 0$ e $E(u_t u_\tau') = 0$, $\forall(t, \tau)$ com $t \neq \tau$.

Na construção de um indicador coincidente de actividade económica, estamos particularmente interessados no caso em que um factor é suficiente na explicação das variáveis observadas. Deste modo, o modelo simplifica-se:

$$y_t = \lambda F_t + u_t \tag{3.24}$$

assumindo-se $V(F_t) = 1$ em adição às hipoteses anteriormente tomadas.

A estimação do factor comum pelo método da análise factorial parte da primeira componente da análise em componentes principais. Aliás, tal como apontam Doz e Lenglart [1996], "...running principal factor analysis is equivalent to running a principal component analysis on a specific matrix: the off-diagonal elements of this matrix are the correlations between the variables, while its diagonal elements are equal to prior estimates of the communalities."[22]. Refira-se, adicionalmente, que este modelo pode também ser estimado por máxima verosimilhança[23], fornecendo assim estimativas eficientes dos parâmetros.

Chegando-se a uma situação (desejável) em que a primeira componente traduz grande parte da variabilidade das séries de base, esta componente vai servir para estimar o factor comum, que "...constitui o indicador coincidente de actividade económica."[24].

3.4 Metodologia Derivada

Nesta secção, vamos abordar uma metodologia que se baseia na metodologia Stock e Watson tradicional, mas que introduz algumas particularidades com o objectivo de a adaptar melhor à realidade a que se destina. Esta metodologia, inicialmente aplicada por Garrat e Hall [1996], foi posteriormente adoptada na construção de um novo indicador coincidente para Portugal por Rito e Nunes [2000]. A necessidade de adaptação e melhoramento da metodologia inicialmente proposta por Stock e Watson

[22] Doz e Lenglart [1996], página 6.

[23] Tal como apresentam Lawley e Maxwell [1971], o modelo de factor comum pode ser estimado por máxima verosimilhança, num ambiente Gaussiano.

[24] INE [1997], página 6.

deriva da inclusão de séries que não estão atempadamente disponíveis e para as quais é necessário um tratamento adicional.

Rito e Nunes modificam a metodologia Stock e Watson de modo a incorporarem a taxa de variação homóloga do PIB como uma das variáveis de *input* do modelo. O mesmo tinham já feito Garrat e Hall [1996] para a construção de um novo indicador coincidente para o Reino Unido. Adicionalmente, também neste trabalho de 1996, estes autores estudam aprofundadamente o problema da estacionaridade das séries utilizadas, com o objectivo de testar qual dos indicadores é o melhor: em níveis, ou em primeiras diferenças. Como vimos na primeira secção deste capítulo, Stock e Watson não conseguiram concluir pela cointegração das séries coincidentes utilizadas, pelo que adoptaram uma especificação em variações. Pelo contrário, Garrat e Hall concluem pela superioridade do indicador em níveis.

Rito e Nunes utilizam uma especificação em níveis, pois utilizam apenas variáveis estacionárias. Na verdade, duas das séries utilizadas são não estacionárias, mas no modelo são utilizadas as suas TVH's, que são estacionárias. Deste modo, a especificação do modelo utilizado por estes autores assume a variável C_t, enquanto no modelo Stock e Watson era utilizado ΔC_t.

3.4.1 Aplicação do Filtro de Kalman com Algumas Séries não Disponíveis

A incorporação da TVH do PIB obriga a algumas modificações no modelo Stock e Watson, para além de ser usada uma especificação em níveis desse mesmo modelo. Este facto deriva do atraso com que o PIB trimestral é disponibilizado, que na antiga base era de vários trimestres[25]. Consequentemente, torna-se necessário especificar o

[25]Convém neste ponto clarificar um aspecto. À data de realização do estudo de Rito e Nunes, ainda não estavam disponíveis as Contas Trimestrais na nova base SEC95. Entretanto, as Contas Trimestrais divulgaram novos valores para o PIB do primeiro trimestre de 1995 ao quarto trimestre de 2000. Note-se que nesta nova base, o desfasamento de publicação é apenas de quatro meses após o trimestre de referência. Deste modo, o problema de previsão de vários trimestres, com que Rito e Nunes se debateram, é agora amenizado, sendo necessário prever apenas um trimestre.

modelo de modo diferente, para que o filtro de Kalman possa ser utilizado na sua estimação. Podemos aqui encontrar mais duas vantagens da utilização deste método na estimação de variáveis subjacentes: o facto de poder ser utilizado na previsão de valores não observados de uma variável e a possibilidade de utilizar variáveis com diferentes periodicidades.

Vamos então supor que, em dado momento t, as primeiras m $(1 < m < n)$ variáveis são observadas, enquanto as restantes $(n - m)$ variáveis são não observadas, de um universo de variáveis $Y_{1,t}, Y_{2,t}, ..., Y_{m,t}, Y_{m+1,t}, ..., Y_{n,t}$. Deste modo, a equação (3.11) tem de ser alterada de forma a comportar apenas as variáveis observadas, $Y_{j,t}$, com $1 \leqslant j \leqslant m$. Podemos escrever o vector Y por blocos, tendo em conta a separação entre variáveis observadas e não observadas:

$$Y_t = \left[\begin{array}{cc} Y_t^{1'} & Y_t^{2'} \end{array} \right]' \text{ com } Y_t^{1'} = (Y_{1,t}, ..., Y_{m,t}) \text{ e } Y_t^{2'} = (Y_{m+1,t}, ..., Y_{n,t})$$

O mesmo pode ser efectuado para a matriz Z, fazendo Z^1 como a matriz que se obtém eliminando as últimas $(n-m)$ linhas de Z e Z^2, obtida eliminando as primeiras m linhas. Ficamos assim com $Z = \left[\begin{array}{cc} Z^{1\prime} & Z^{2\prime} \end{array} \right]'$. Adoptando a notação usada pelos autores (que omitem ξ_t e β da equação de medida (3.11)), obtemos a nova equação de medida:

$$Y_t^1 = Z^1 \alpha_t \tag{3.25}$$

onde se omitem as variáveis não observadas. A estimativa de α_t baseada em (Y_1, ... , Y_{t-1}, Y_t^1) pode ser obtida utilizando o filtro de Kalman. É também possível obter as novas equações de actualização (que substituem as anteriores equações de actualização (3.14) e (3.15)):

$$\alpha_{t|t} = \alpha_{t|t-1} + P_{t|t-1} Z^{1\prime} (F_t^1)^{-1} v_t^1 \tag{3.26}$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} Z^{1\prime} (F_t^1)^{-1} Z^1 P_{t|t-1} \tag{3.27}$$

em que $F_t^1 = E\left[v_t^1 v_t^{1\prime}\right] = Z^1 P_{t|t-1} Z^{1\prime}$, $v_t^1 = Y_t^1 - Y_{t|t-1}^1$ e $Y_{t|t-1}^1 = Z^1 \alpha_{t|t-1}$.[26]

[26] Também aqui a notação difere da utilizada por Stock e Watson, ao ser omitido H, uma vez que se assume $\xi_t = 0$.

De forma similar, dado que $Y_t^2 = Z^2\alpha_t$ então podemos obter a estimativa de Y_t^2 com base em $(Y_1, ..., Y_{t-1}, Y_t^1)$, que vem dada pela expressão:

$$Y_{t|t}^2 = Z^2\alpha_{t|t} \tag{3.28}$$

Considere-se agora uma amostra de dimensão T em que para as últimas q observações apenas estejam disponíveis as variáveis Y_t^1. Mesmo neste caso, é possível aplicar o filtro de Kalman na estimação e obter estimativas para as variáveis não observadas. Podemos assim calcular de forma recursiva $\alpha_{t|t}$ e $Y_{t|t}^2$ (para $t = T-q+1, ..., T$), usando as equações de previsão (3.12) e (3.13), bem como as novas equações de actualização (3.26) e (3.27). Consequentemente é também possível obter v_t^1 e F_t^1, pelo que podemos construir a função de verosimilhança para o total da amostra, que vem dada por:

$$L \propto -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T-q} v_t' F_t^{-1} v_t - \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T-q} \ln|F_t| - \frac{1}{2}\sum_{t=T-q+1}^{T} v_t^{1\prime}(F_t^1)^{-1}v_t^1 - \frac{1}{2}\sum_{t=T-q+1}^{T} \ln|F_t^1| \tag{3.29}$$

Similarmente ao que vimos para a metodologia Stock-Watson, de posse da função de verosimilhança (construída com a estimativa inicial de v_t^1 e F_t^1 do filtro de Kalman, utilizando para isso valores iniciais para os parâmetros e hiper-parâmetros), é agora possível estimar por máxima verosimilhança as incógnitas do modelo, maximizando a função L. Neste caso particular, as incógnitas a estimar são ainda mais numerosas, pois para além de ser necessário estimar os parâmetros do sistema (os hiper-parâmetros, na terminologia original) e a variável subjacente e respectiva matriz de covariâncias da estimativa (os parâmetros do modelo), é também necessário estimar os valores não observados das variáveis cujos valores para o final da amostra não estão ainda disponíveis.

3.5 A Análise Factorial Dinâmica na Construção de Indicadores

A aplicação do método da análise factorial dinâmica à construção de indicadores de actividade foi equacionada de dois modos diversos. Doz e Lenglart [1999], fizeram

uma extensão ao modelo de análise factorial clássica apresentado em Doz e Lenglart [1996], passando a estimar o modelo por filtro de Kalman, após terem fixado o número de factores do modelo pela análise factorial clássica (que provam fornecer estimadores convergentes dos parâmetros num quadro dinâmico estacionário). Desta forma, o dinamismo das variáveis do modelo é introduzido *a posteriori*, via filtro de Kalman.[27]

Numa vertente bem diferente, Forni e outros [2001] reconciliam a análise em componentes principais dinâmicas com a análise factorial dinâmica, o que permite obter indicadores a partir de grandes painéis de variáveis económicas. Em concreto, são obtidos novos indicadores coincidente e avançado para a área euro. Este trabalho baseia-se no modelo factorial dinâmico generalizado desenvolvido em Forni e Lippi [1999] e em Forni e outros [2000]. Trata-se de uma consequência lógica de todo um trabalho desenvolvido em torno do problema da análise factorial dinâmica e da extracção de factores comuns dinâmicos em grandes modelos seccionais, apresentado em Forni e Reichlin [1996] e [1998].

3.5.1 Análise Factorial e Filtro de Kalman

Como vimos no ponto 3.3 deste trabalho, Doz e Lenglart [1996] desenvolvem um modelo de factores comuns (equação 3.22) que, no caso específico da construção de um indicador coincidente, se reduz ao modelo de um único factor comum (equação 3.23). Vimos também que este modelo pode ser estimado quer por análise factorial clássica, quer por máxima verosimilhança.

Doz e Lenglart [1999] provam que num quadro dinâmico, os estimadores obtidos pela análise factorial estática são convergentes. Supõe-se que os processos F_{it} e u_{it} são estacionários e que podem apresentar autocorrelação. No entanto, o modelo é estimado usando um procedimento de máxima verosimilhança, como se não existissem problemas de autocorrelação.

[27] De notar o reduzido ênfase dado ao desenvolvimento desta metodologia. Essa situação resulta da conclusão a que chegam os autores em relação à semelhança entre as análises estática e dinâmica. Deste modo, esta vertente da análise factorial dinâmica não será implementada para o caso português, pelo que será apenas aflorada no plano teórico.

Em relação ao que foi visto no ponto 3.3, façamos uma pequena mudança de variável (tal como fazem os autores):

$$\begin{aligned} V(y_t) &= \Sigma = \Lambda\Lambda' + D \\ \text{e } V(y_{it}) &= \sum_{j=1}^{J} \lambda_{ij}^2 + d_i = h_i^2 + d_i, \text{ para } i = 1, .., I \text{ e } \forall t. \end{aligned}$$

onde Σ é a matriz de variância-covariância teórica. Para todo o t fixo, considere-se $x_{it} = y_{it} - \bar{y}_i$. Seja ainda $S = \frac{1}{T}\sum x_t x_t'$ a matriz de variância-covariância das observações e $\theta = \begin{pmatrix} vec\Lambda \\ d \end{pmatrix}$, com $d = (d_1, ..., d_n)'$. Podemos então escrever a pseudo-verosimilhança (em logaritmos), usando a derivação efectuada por Lawley e Maxwell [1971], página 25, supondo normalidade:

$$L_T(x, \Sigma) = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T} \ln l_t(x, \theta) = -\frac{1}{2}\ln(\det(\Sigma)) - \frac{1}{2}tr(\Sigma^{-1}S) \tag{3.30}$$

Doz e Lenglart provam[28] que o estimador de θ, $\hat{\theta}_T$, obtido por maximização de $L_T(x, \Sigma)$, calculada sob as hipóteses de normalidade e ausência de autocorrelação, é convergente.

O grande contributo do trabalho aqui referido foi o desenvolvimento de um procedimento de teste do número de factores a considerar num modelo dinâmico. Seja H_0 a hipótese de que existe um modelo a p factores: $vech\Sigma_0 = h(\theta_0)$, onde h é a aplicação que associa θ a $vech\Sigma$. A estatística de teste derivada pelos autores[29] é então:

$$\xi_S = \frac{T}{2} vech\left(\hat{\Sigma}_T^0 - S\right)' \left(\hat{M} D_n^+ \hat{\Omega}_0 D_n^{+\prime} \hat{M}'\right)^{-1} vech\left(\hat{\Sigma}_T^0 - S\right) \underset{H_0}{\overset{L}{\rightarrow}} \chi^2(r), \tag{3.31}$$

onde $\hat{\Sigma}_T^0$ é o estimador para Σ do modelo com restrições, sob H_0; P é uma matriz de projecção; D_n é uma matriz de duplicação que, para qualquer matriz M simétrica de ordem n, faz: $vecM = D_n vechM$; e D_n^+ é a pseudo-inversa de D_n que, para qualquer

[28] Ver Doz e Lenglart [1999], anexo 1.

[29] Para maior desenvolvimento deste teste, ver Doz e Lenglart [1999], páginas 96-101.

matriz M simétrica de ordem n, faz: $vechM = D_n^+ vecM$. Note-se ainda que:

$$\begin{aligned}
\hat{\Sigma}_T^0 &= \hat{\Lambda}_T \hat{\Lambda}_T' + \hat{D}_T \\
M &= I_{n(n+1)/2} - P \\
D_n^+ &= (D_n' D_n)^{-1} D_n' \\
P &= \frac{\partial h}{\partial \theta'}(\theta_0) \left(\frac{\partial h'}{\partial \theta}(\theta_0) J_0 \frac{\partial h}{\partial \theta'}(\theta_0) \right)^+ \frac{\partial h}{\partial \theta}(\theta_0) J_0 \\
J_0 &= \frac{1}{2} D_n' \Sigma^{-1} \otimes \Sigma^{-1} D_n \\
r &= \frac{1}{2}((n-p)^2 - (n+p))
\end{aligned}$$

A estimação por máxima verosimilhança efectuada sem ter em conta a autocorrelação das variáveis fornece estimadores assimptoticamente normais, mas não assimptoticamente eficientes.

Depois de fixado o número de factores comuns do modelo, os autores modelizam explicitamente a dinâmica das variáveis consideradas, de modo a obter estimadores assimptoticamente eficientes. Efectuando diversas tentativas, os autores chegaram à especificação ARMA(2,1) para o factor comum e AR(1) para as componentes específicas. O modelo definido deste modo pode ser transposto para uma especificação em espaço de estado, podendo ser estimado pelo filtro de Kalman.

Surpreendentemente para os próprios autores, o factor comum obtido pelo filtro de Kalman é muito próximo daquele que se obtém da análise factorial clássica, apesar desta última metodologia não ter em conta a dinâmica das variáveis utilizadas. Segundo Doz e Lenglart [1999], página 107: "... l'analyse factorielle classique fournit des résultats qui demeurent, en pratique, utilisables dans le domaine temporel lorsque les données observées présentent une très forte corrélation instantanée.".

3.5.2 Análise Factorial Dinâmica em Grandes Painéis

Neste ponto faremos um estudo aprofundado da metodologia utilizada em Forni e outros [2001] para a construção de indicadores coincidente e avançado para a área euro. O modelo utilizado na construção destes indicadores é o modelo factorial dinâmico generalizado (GDFM - *Generalized Dynamic Factor Model*), que reconcilia a análise

factorial dinâmica com componentes principais dinâmicas. O estimador é construído de modo a ter em conta as diferenças na relação dos indicadores face ao ciclo, o que permite a utilização de variáveis avançadas, coincidentes e atrasadas, sem ser necessária a sua pré-classificação como tal. Devido aos fortes co-movimentos entre a maioria das séries macroeconómicas, o dinamismo de cada variável pode ser representado como a soma de uma componente comum a todas as variáveis e uma outra, residual, idiossincrática e ortogonal. Isto permite-nos utilizar um vasto leque de indicadores na construção do indicador compósito.

Como resultado do trabalho que serve de base a esta secção, os autores obtiveram um indicador coincidente para a área euro, definido como a média ponderada da componente comum 'limpa'[30] de cada país.

O trabalho destes autores marca um corte com a literatura até aqui existente nesta área, diferenciando-se marcadamente de metodologias como a de Stock e Watson. Na verdade, esta última define o indicador coincidente como o factor comum extraído de um modelo de índice único, estimado com base num conjunto reduzido de variáveis, pré-definidas como, coincidentes. Pelo contrário, a metodologia aqui analisada permite obter um indicador que tem em conta as correlações cruzadas dentro e entre países e que sintetiza a parte da dinâmica do PIB com relevância para a definição do ciclo económico da área euro.

TEORIA

'Limpeza' das Variáveis via Componentes Principais Dinâmicas

Trata-se de um passo preliminar crucial no procedimento de construção do indicador compósito. Intuitivamente, para eliminar o 'ruído' das séries observadas, deve-se, em primeiro lugar, definir um conjunto de agregados que captem a maior parte da variância dos agregados no painel e, de seguida, projectar cada variável nos avanços e atrasos de cada um desses agregados. Deste modo, decompomos cada série

[30]Na terminologia dos autores. Com isto se quer dizer que já se retirou o efeito errático das componentes idiossincráticas de cada uma das séries que compõem o indicador compósito.

em duas componentes ortogonais, em que a primeira capta a parte da dinâmica individual da série, fortemente correlacionada com o resto do painel e a segunda não tendo qualquer interesse para a análise. Como agregados são utilizadas as primeiras componentes principais dinâmicas.

Formalizando o problema, vamos assumir que as nossas séries temporais são realizações de um processo n-dimensional, de média nula e estacionário: $\mathbf{x}_t = (x_{1t} \ ... \ x_{nt})'$. Queremos então sintetizar o que os processos x_{it}, $i = 1, ..., n$ têm em comum com um reduzido número de q índices agregados, representados pelos processos z_{ht}, $h = 1, ..., q$. Vamos supor que estes satisfazem as seguintes propriedades:

(a) z_{ht} é uma combinação linear nos avanços e atrasos das variáveis contidas em $\mathbf{x}_t$: $z_{ht} = \mathbf{p}_h(L)\mathbf{x}_t$, $h = 1, ..., q$, em que L é o operador de desfasamento e $\mathbf{p}_h(L)$ é um vector-linha de dimensão $1 \times n$ de filtros lineares *two-sided*.

(b) z_{ht} e z_{kt} são mutuamente ortogonais em qualquer avanço ou atraso para $h \neq k$ e os filtros $\mathbf{p}_h(L)$ são normalizados por forma a que $\mathbf{p}_h(L)\mathbf{p}_k(F)' = 0$ para $h \neq k$ e $\mathbf{p}_h(L)\mathbf{p}_h(F)' = 1$, sendo $F = L^{-1}$.

Vejamos agora a seguinte decomposição:

$$\mathbf{x}_t = \gamma_t^q + \varsigma_t^q = \mathbf{C}^q(L)z_t^q + \varsigma_t^q = \mathbf{K}^q(L)\mathbf{x}_t + \varsigma_t^q \tag{3.32}$$

onde $\gamma_t^q = (\gamma_{1t}^q \ ... \ \gamma_{nt}^q)$ é a projecção de $\mathbf{x}_t$ no presente, passado e futuro de $\mathbf{z}_t^q = (z_{1t} \ ... \ z_{qt})'$ e ς_t^q é o vector residual. Adicionalmente, requeremos que:

(c) os filtros $\mathbf{p}_h(L)$ e os processos associados z_{ht}, $h = 1, ..., q$ sejam tais que a soma das variâncias explicadas, para um dado q,

$$\sum_{j=1}^{n} var(\gamma_t^q) \tag{3.33}$$

seja maximizada.

Os processos $z_{1t}, ..., z_{nt}$ que satisfaçam (a) a (c) para $q = 1, ..., n$, existem em condições gerais e são chamados de séries componentes principais ou componentes principais dinâmicas de $\mathbf{x}_t$. Como referem os autores, a projecção γ_t^q é única, apesar

das componentes principais não o serem. Deste modo, substituímos o vector $\mathbf{x}_t$ pela sua projecção γ_t^q no presente, passado e futuro das primeiras q componentes principais.

Torna-se importante neste ponto clarificar alguns conceitos e definições relacionados com a análise em componentes principais dinâmicas, fazendo um paralelismo com a sua versão estática[31].

Em primeiro lugar, tal como as componentes principais clássicas estão relacionadas com os valores e vectores próprios da matriz de variância-covariância, assim estão as componentes principais dinâmicas ligadas aos valores e vectores próprios da matriz de densidade espectral de $\mathbf{x}_t$. Seja então $\Sigma(\theta), -\pi < \theta \leqslant \pi$ a matriz de densidade espectral de $\mathbf{x}_t$. O vector $\mathbf{p}_h(e^{-i\theta})$ será o vector próprio correspondente ao h-ésimo valor próprio de $\Sigma(\theta)$, em ordem decrescente, denotado por $\lambda_h(\theta)$. Fazendo $\lambda_h = \int_{-\pi}^{\pi} \lambda_h(\theta) d\theta$ (Brillinger [1981], teorema 9.3.4), a variância máxima explicada (equação (3.33)) é $\lambda_1 + ... + \lambda_q$, pelo que a percentagem de variância explicada vem dada pelo quociente:

$$\frac{\lambda_1 + ... + \lambda_q}{\lambda_1 + ... + \lambda_n}. \tag{3.34}$$

Em segundo lugar, e tal como apresentam os autores, é possível obter explícitamente os filtros $\mathbf{C}^q(L)$ e $\mathbf{K}^q(L)$ da equação (3.32):

$$\begin{aligned} \mathbf{C}^q(L) &= \begin{pmatrix} \mathbf{p}_1(F)' & ... & \mathbf{p}_q(F)' \end{pmatrix} \\ \mathbf{K}^q(L) &= \mathbf{C}^q(L)\mathbf{C}^q(F)' = \mathbf{p}_1(F)'\mathbf{p}_1(L) + ... + \mathbf{p}_q(F)'\mathbf{p}_q(L). \end{aligned} \tag{3.35}$$

Finalmente, é de notar que a definição dos filtros $\mathbf{p}_h(L)$ envolve parâmetros desconhecidos, como sejam as variâncias da equação (3.33), pelo que devem ser estimados. A derivação do estimador utilizado, χ_{nt}^T, é apresentada no Apêndice A.

Componentes Principais e o Modelo Factorial Dinâmico Generalizado

A escolha de q foi, até aqui, algo arbitrária, não tendo sido dado qualquer procedimento para a sua escolha. No entanto, se x segue o modelo factorial dinâmico generalizado, é possível ter presente um critério para a selecção de q. Na análise factorial dinâmica, as variáveis são compostas por duas componentes não observadas: as

[31] Toda esta fundamentação teórica pode ser vista em Brillinger [1981].

componentes comuns, explicadas por um número reduzido de factores comuns a todas as variáveis; e as componentes idiossincráticas, não correlacionadas com as componentes comuns e específicas de cada variável. Podemos então formalizar o modelo factorial dinâmico generalizado:

$$x_{jt} = \chi_{jt} + \xi_{jt} = \mathbf{b}_j(L)\mathbf{u}_t + \xi_{jt} \tag{3.36}$$

onde χ_{jt} denota a componente comum; $\mathbf{u}_t = (u_{1t} \ .... \ u_{qt})'$ é o vector dos choques comuns (trata-se de um processo q-vectorial, estacionário em covariância e com matriz de densidade espectral não singular); $\mathbf{b}_j(L)$ é um vector linha de filtros, elevados ao quadrado e somados, possivelmente *two-sided*; e ξ_{jt} é a componente idiossincrática, ortogonal a $\mathbf{u}_{t-k}$, para qualquer k e j. Tomando agora $\mathbf{x}_t$ como sendo formado pelos primeiros n elementos de uma sequência infinita x_{jt}, $j = 1, ..., \infty$, podemos reescrever o modelo (3.36):

$$\mathbf{x}_{nt} = \chi_{nt} + \xi_{nt} = \mathbf{B}_n(L)\mathbf{u}_t + \xi_{nt} \tag{3.37}$$

Definam-se agora $\lambda^{\chi}_{hn}(\theta)$ e $\lambda^{\xi}_{hn}(\theta)$ como os h-ésimos valores próprios das matrizes de densidade espectral de χ_{nt} e ξ_{nt}, respectivamente, em ordem decrescente de magnitude. Vamos então assumir que: i) os valores próprios de ξ_{nt} são limitados quando $n \to \infty$: $\lambda^{\xi}_{hn}(\theta) < \Lambda$, $\forall\theta \in [-\pi, \pi]$; ii) os primeiros q valores próprios de χ_{nt} divergem: $\lim_{n\to\infty} \lambda^{\chi}_{hn}(\theta) = \infty$, para $h \leqslant q$ e $\forall\theta \in [-\pi, \pi]$.

Nestas condições, o modelo (3.36) pode ser considerado similar ao de Geweke [1977], com a diferença que aqui não estamos a impôr a condição restritiva das componentes idiossincráticas serem mutuamente não correlacionadas. Apenas impomos as condições i) e ii) de modo a obtermos um comportamento particular em cada uma das componentes, comum e idiossincrática. Como indicam Forni e outros [2000], com a segunda condição, garante-se a existência de um valor mínimo de correlação cruzada entre as componentes comuns; a primeira condição implica que as componentes idiossincráticas causam a variação, estando o efeito concentrado num número finito de unidades (embora possa ser partilhado por muitas, ou mesmo todas, as unidades), tendendo para zero à medida que i tende para infinito. Estas condições definem a noção de componentes comuns e idiossincráticas em termos assimptóticos e, adicionalmente, garantem a unicidade destes.

Tal como passámos da equação (3.36) para a equação (3.37), podemos reescrever a equação (3.32):

$$\mathbf{x}_{nt} = \gamma_{nt} + \varsigma_{nt} = \mathbf{C}_n(L)z_{nt} + \varsigma_{nt} \tag{3.38}$$

Vamos agora tomar duas condições adicionais: iii) os valores próprios não nulos de ς_{nt} (ou seja, os últimos $n-q$ valores próprios de $\mathbf{x}_{nt}$) são limitados quando $n \to \infty$: $\lambda_{hn}(\theta) < \Lambda$, com $h = q+1, ..., n$ e $\forall\theta \in [-\pi, \pi]$; iv) os primeiros q valores próprios de χ_{nt} (ou seja, os primeiros q valores próprios de $\mathbf{x}_{nt}$) divergem: $\lim_{n\to\infty} \lambda_{hn}(\theta) = \infty$, para $h \leqslant q$ e $\forall\theta \in [-\pi, \pi]$.

Forni e Lippi [1999] mostram que se as condições iii) e iv) sobre os valores próprios dos x's são satisfeitas, então o modelo factorial dinâmico generalizado (3.36) existe; inversamente, se o modelo (3.36) existe, então as condições iii) e iv) são satisfeitas.

O j-ésimo elemento de γ_{nt}, γ_{jnt}, converge para χ_{jt} quando $n \to \infty$, qualquer que seja j. Ou seja, para n grande, γ_{nt} é uma boa aproximação a χ_{jt}. Este é o fundamento do teorema de consistência do estimador[32]: o j-ésimo elemento do estimador, χ^T_{jnt}, converge em probabilidade para χ_{jt}, à medida que n e T tendem para infinito. Na verdade, para um n suficientemente grande, a(s) componente(s) principal(ais) fica(m) cada vez mais colinear(es) com o factor comum, ao mesmo tempo que a influência da componente idiossincrática vai desaparecendo.

Estes resultados fazem a ponte entre componentes principais e análise factorial. Usando componentes principais, estamos basicamente a utilizar uma média dos x's. E quando n é grande, estamos perante uma espécie de Lei dos Grandes Números: as componentes idiossincráticas desaparecem, pelo que ficamos essencialmente com combinações lineares (de avanços e atrasos) das componentes comuns. Ao projectar x_{jt} no espaço das referidas combinações lineares das componentes comuns, aproximamos χ_{jt}, que mais não é do que a projecção de x_{jt} no espaço dos factores comuns.

Podemos agora definir o critério de escolha do número de componentes principais a considerar. Se o modelo (3.36) se verifica, os valores próprios $\lambda_{hn} = \int_{-\pi}^{\pi} \lambda_{hn}(\theta)d\theta$ são limitados para $h > q$ e divergem para $h \leqslant q$, quando $n \to \infty$. Desta forma, para n grande, espera-se que exista um salto entre λ_{qn} e $\lambda_{q+1,n}$. Isto sugere que se

[32] Tal como foi provado em Forni e outros [1999*b*].

vá adicionando componentes principais até que o aumento na variância explicada seja menor que um valor pré-definido. Denotando λ_{hn}^T como a estimativa de λ_{hn} para T observações e definindo $\alpha \in (0,1)$ como o critério de paragem, o procedimento de escolha de q consiste em seleccionar $q = q^*$ tal que:

$$\lambda_{q^*n}^T / \sum_{h=1}^{n} \lambda_{hn}^T > \alpha \text{ e } \lambda_{q^*+1,n}^T / \sum_{h=1}^{n} \lambda_{hn}^T < \alpha \tag{3.39}$$

O modelo (3.36) é bastante geral, permitindo mais do que um choque. O modelo de Stock e Watson, visto anteriormente, é um caso particular deste: impõe que as componentes idiossincráticas sejam mutuamente ortogonais e que exista apenas um choque, pelo que $\mathbf{B}_n(L)$ é um vector. Neste caso podemos identificar claramente o ciclo comum, uma vez que o único factor comum existente, $b(L)u_t$, entra no modelo contemporaneamente com as variáveis $\mathbf{x}_{nt}$. Portanto, não se permite a existência de variáveis avançadas ou atrasadas e a fonte de variação comum é única.

PROCEDIMENTO DE CONSTRUÇÃO DO INDICADOR

[1] Escolha das Variáveis

Teoricamente, todas as variáveis devem ser incluídas. Mas, na prática, não devemos incluir variáveis com pequenas componentes comuns e grandes componentes idiossincráticas. Na escolha que Forni e outros [2001] fizeram para a constituição do painel de variáveis utilizadas na construção do indicador para a área euro, foram identificados dois conjuntos de variáveis: um núcleo, formado por variáveis a incluir com toda a certeza e um conjunto de variáveis candidatas. Todas as variáveis foram estacionarizadas (por diferenciação[33]) e normalizadas (subtraindo a média e dividindo-as pelo desvio-padrão).

Utilizando o critério (3.39) e as variáveis nucleares, determinamos q^* e calculamos o grau de *commonality*, medido pelo rácio da variância (3.34). Fixando esse rácio (denotado por μ), podemos avaliar cada uma das variáveis candidatas: utilizando o

[33] Alternativamente, podia ser utilizado um qualquer filtro do tipo *band-pass*. No entanto, esse procedimento criaria problemas de estimação nos pontos extremos das séries.

conjunto alargado formado pelas variáveis nucleares e por cada uma das candidatas (uma a uma), calculamos o novo rácio (3.34), usando $q = q^*$. Desde que o valor obtido para o rácio supere μ, a variável candidata será adicionada ao núcleo (mas apenas depois de avaliadas todas as candidatas). De posse do conjunto de variáveis formado pelas variáveis nucleares e não nucleares adicionadas, estimamos o vector de componentes comuns, χ_{nt}, e a sua matriz de densidade espectral, $\Sigma^{\chi}(\theta)$, usando $q = q^*$.

[2] Indicador Coincidente

Seja $\chi^*_{g,t}$ a componente comum do PIB do país $g = 1, ..., G$. O indicador agregado da área euro será a média ponderada dos $\chi^*_{g,t}$'s, sendo W_g o ponderador, definido como a média ao longo do tempo do PIB no país g:

$$\Delta C_t = \frac{\sum_{g=1}^{G} \chi^*_{g,t} W_g}{\sum_{g=1}^{G} W_g}. \tag{3.40}$$

O nível do indicador agregado é calculado adicionando o *drift* δ (o valor esperado não condicionado do PIB médio) e calculando a soma acumulada de $\Delta C_t + \delta$.

[3] Variáveis Pró-cíclicas e Anti-cíclicas

O objectivo é agora classificar as componentes comuns (χ_{jt}) como estando a favor ou contra o movimento cíclico do indicador coincidente agregado. Para isso, usando a estimativa de $\Sigma^{\chi}(\theta)$, construímos a densidade espectral cruzada de cada componente comum face a ΔC_t. De seguida, calculamos o argumento dessas densidades, que é o atraso angular da fase[34], face ao PIB Europeu, na frequência zero[35]. Seja $\phi_j(\theta)$ o desvio angular da fase de χ_{jt}, com $-\pi < \theta \leqslant \pi$; na frequência zero, a fase será 0 ou π, dependendo de a correlação de longo prazo ser positiva ou negativa. Deste modo, $\phi_j(0) = \pi$ indica que χ_{jt} está em oposição à fase angular. Podemos definir uma nova série como:

$$\omega_{jt} = \begin{cases} \chi_{jt} & \text{se } \phi_j(0) = 0 \\ -\chi_{jt} & \text{se } \phi_j(0) = \pi \end{cases}.$$

[34] Que indica a que distância a função periódica (onda) foi desviada da sua origem natural.

[35] Na forma polar, $S_{hj}(\theta) = A_{hj}(\theta)e^{-i\phi_{hj}(\theta)}$ é a densidade espectral cruzada entre h e j, onde $A_{hj}(\theta)$ é a amplitude e $\phi_{hj}(\theta)$ a fase (que mede o desvio angular entre as funções periódicas de h e de j).

[4] Classificação das Variáveis

Vamos agora classificar as variáveis resultantes como avançadas, coincidentes ou atrasadas, tendo em conta o seu atraso angular da fase em relação ao indicador coincidente. Para isso, calculamos o desvio angular da fase de ω_{jt}, $j = 1, ..., n$, em relação a ΔC_t, para uma dada frequência $\theta^* > 0$. Denotando $\psi_j(\theta^*)$ como a fase angular, classificamos ω_{jt} como: coincidente se $\left|\psi_j(\theta^*)\right| < \tau$, sendo τ um valor pré-definido; avançado se $\psi_j(\theta^*) < -\tau$; e atrasado se $\psi_j(\theta^*) > \tau$.

Note-se, a este respeito, que não é necessário determinar previamente as características das séries utilizadas face ao ciclo. Na verdade, a aplicação dos filtros $\mathbf{p}_h(L)$ faz com que se consiga eliminar os avanços e atrasos de cada variável. Deste modo, não havendo o perigo de distorção do indicador coincidente pelo uso de variáveis com diferentes comportamentos cíclicos, é possível utilizá-las no processo de 'limpeza', com manifestos ganhos de eficiência.

[5] Indicador Avançado

Este é definido como a média ponderada das variáveis avançadas. Sendo $\pounds$ o conjunto de j's para os quais ω_{jt} é avançado, podemos definir o indicador avançado (em diferenças) como:

$$\Delta L_t = \frac{\sum_{j \in \pounds} \omega_{jt} W_j}{\sum_{j \in \pounds} W_j}.$$

[6] Ajustamento nos Pontos Extremos da Amostra

Com a aplicação do filtro *two-sided* de dimensão $2M + 1$, $\mathbf{K}_n^T(L)$, as estimativas nos extremos da amostra, $t = 1, ..., M$ e $t = T - M + 1, ..., T$, são de má qualidade. Para contornar este problema, os autores propõem a substituição das observações em falta nos extremos da amostra, pela projecção de χ_{jtn}^T no presente e passado da média das variáveis coincidentes e da média das variáveis avançadas.

[7] Pontos de Viragem

São identificados através do indicador coincidente (sem *drift*) e são simplesmente as datas t^* para as quais C_t atinge um mínimo ou máximo local.

[8] Previsão

A previsão a um período do indicador coincidente é a projecção de ΔC_{t+1} em valores presentes e passados de uma média de variáveis avançadas e coincidentes.

Concluindo, trata-se de uma metodologia bastante flexível, que permite a utilização de um leque variado de indicadores, independentemente do seu comportamento cíclico (avançado, coincidente ou atrasado). É uma metodologia bastante geral, que pode ter como caso particular a metodologia Stock e Watson, se supusermos componentes idiossincráticas mutuamente ortogonais e um único choque; neste caso, existe uma relação contemporânea entre o indicador coincidente e os indicadores cíclicos utilizados, pelo que apenas podem ser usados indicadores coincidentes na estimação do indicador compósito coincidente. Pode ainda ter como caso particular o modelo de Geweke, supondo componentes idiossincráticas mutuamente não correlacionadas.

Capítulo 4

Aplicações ao Caso Português

Neste capítulo vamos proceder à aplicação prática ao caso português das cinco metodologias expostas no capítulo anterior. Dada a necessidade de estabelecer um período temporal de análise, que tenha em conta a disponibilidade dos dados e que seja tão actual quanto possível, estabeleceu-se que este se iria estender até ao fim do ano 2000.

Um comentário prévio justifica-se neste momento: intuitivamente, esperamos encontrar diferenças entre os resultados das várias metodologias aqui aplicadas. No entanto, essas discrepâncias não serão apenas motivadas pelas diversas metodologias, mas também (e com igual ou maior importância ainda) do facto de utilizarmos indicadores distintos na construção do indicador compósito coincidente. Deste modo, tentar-se-á, sempre que isso for possível, utilizar indicadores semelhantes para as diferentes metodologias. No entanto, dada a produção e publicação regular de indicadores com base em três das cinco metodologias aqui expostas[1], torna-se imperativo que se analizem os resultados que estas produzem.

Começaremos exactamente por exemplificar as metodologias já aplicadas ao caso português, fazendo uso dos indicadores produzidos e publicados pelas diferentes entidades. Na primeira secção deste capítulo, será apresentado o indicador coincidente do Banco de Portugal, que corresponde à aplicação da metodologia Stock e Watson. Na secção seguinte, apresentaremos o indicador da Direcção Geral de Estudos e Previsão (DGEP) do Ministério das Finanças, que aplica a metodologia anteriormente

[1] Estes são, especificamente, o indicador do Banco de Portugal, o indicador do INE (cuja produção se encontra momentaneamente interrompida) e o indicador do Ministério das Finanças.

apelidada de derivada. Na terceira secção, apresentaremos o indicador do INE, que faz uso da metodologia da análise factorial clássica. Na secção seguinte, aplicaremos a metodologia tradicional, utilizando para isso as mesmas variáveis que são actualmente utilizadas pelo *The Conference Board* para a construção de indicadores para os Estados Unidos. Por fim, será aplicada a metodologia da análise factorial dinâmica. Trata-se de uma aplicação nova ao caso português, uma vez que no artigo original de Forni e outros [2001], a indisponibilidade de dados impediu os autores de a efectuar. Essa lacuna será colmatada no presente trabalho.

Finalmente, note-se que todas as variáveis utilizadas neste capítulo (bem como no seguinte) são apresentadas no Apêndice B.1, onde é também referida a respectiva fonte e transformação operada.

4.1 Aplicação da Metodologia Stock-Watson ao caso Português: o Indicador Coincidente do Banco de Portugal

Como já referimos, o indicador coincidente do Banco de Portugal corresponde à aplicação da metodologia desenvolvida por Stock e Watson. A única diferença de destaque face ao método aplicado pelos autores originais tem a ver com o tratamento final da série. Em Dias [1993], artigo que aplica esta metodologia ao caso português, por não se ter considerado relevante o nível do indicador (mas apenas o andamento da primeira e segunda derivadas), foi utilizada a tendência do PIB trimestral com o intuito de o calibrar.

Na selecção das variáveis teve-se em atenção a escolha de variáveis contemporaneamente correlacionadas com o estado da economia e que proporcionassem um elevado grau de cobertura das diversas actividades económicas. Adicionalmente, foi dada preferência às variáveis de maior periodicidade (mensal), embora o indicador coincidente seja construído trimestralmente. Não foi utilizada como variável de referência o PIB trimestral, uma vez que para além da diferença de conceitos entre PIB e

estado da economia, procurou-se "...manter de reserva um termo de comparação que permitisse ajuizar da possível qualidade dos resultados..."[2].

Dada a necessidade de incluir variáveis disponíveis rapidamente, a escolha recaíu sobre algumas variáveis qualitativas (provenientes dos inquéritos de opinião às empresas). Em concreto, as variáveis incluídas pelo Banco de Portugal no seu indicador coincidente foram: o saldo de respostas extremas em relação às vendas verificadas do Inquérito de Conjuntura ao Comércio a Retalho (ICCRVV); o saldo de respostas extremas relativamente às vendas verificadas do Inquérito de Conjuntura ao Comércio por Grosso (ICCGVV); o saldo de respostas extremas relativamente à produção verificada no trimestre do Inquérito de Conjuntura à Indústria Transformadora (ICITPROD); e as vendas de cimento para Construção (CIMEN). Com estes indicadores, cobre-se de forma satisfatória a generalidade das actividades económicas: comércio, indústria e construção.

Como vimos no capítulo anterior, a metodologia Stock e Watson foi desenvolvida numa especificação em variações, de modo a tornar estacionárias as variáveis utilizadas. No caso concreto do indicador do Banco de Portugal, três das variáveis são já estacionárias, pela sua própria natureza: os saldos de respostas extremas variam entre -100 e +100[3]. Quanto à série de vendas de cimento, esta é claramente não estacionária, pelo que foi incluída no modelo em taxas de variação homóloga. Isto mesmo pode ser visto no Apêndice B.2.

A estimação do modelo por filtro de Kalman conduziu às estimativas de parâmetros descritas no Quadro 4.1. Os coeficientes são claramente significativos e de sinal esperado. Nos vários ensaios efectuados pelo autor para os processos estocásticos das componentes idiossincráticas das variáveis, acabou por se fixar uma modelização AR(2). Procedeu-se ainda à calibração do indicador com o PIB trimestral (obrigando o primeiro a ter a mesma média e desvio-padrão do segundo), de modo a que ficasse numa escala facilmente legível e comparável.

[2]Dias [1993], página 56.

[3]Estas variáveis foram previamente transformadas em índices, utilizando a metodologia apresentada em Santos [1986].

Parâmetros	CIMEN	ICITPROD	ICCRVV	ICCGVV
γ_i	0.151	0.095	0.225	0.251
	(5.51)	*(2.79)*	*(6.90)*	*(5.93)*
δ_{1i}	1.297	1.571	1.370	1.276
	(13.81)	*(12.62)*	*(9.23)*	*(7.84)*
δ_{2i}	-0.727	-0.662	-0.488	-0.395
	(-9.03)	*(-5.25)*	*(3.81)*	*(-2.74)*
$\sigma_{\varepsilon i}$	0.253	0.183	0.142	0.254
	(8.41)	*(10.16)*	*(4.40)*	*(8.13)*

$$\Delta C_t = 1.545\Delta C_{t-1} - 0.649\Delta C_{t-2} + \eta_t$$
(15.98) *(-7.51)*

Nota: entre parêntises encontram-se os *t-rácios*
Fonte: Dias [1993]

Tabela 4.1: Estimativas dos Parâmetros - Banco de Portugal

Recentemente, o indicador do Banco de Portugal foi revisto. Em Banco de Portugal [2001] é apresentada a alteração levada a cabo no indicador coincidente, que passou pela substituição da variável ICCRVV. Devido a grandes diferenças nos saldos de respostas extremas de periodicidade trimestral e mensal, com grande volatilidade da primeira no ano de 2000, foi decisão do Banco de Portugal proceder à substituição da série trimestral pela série mensal trimestralizada (média aritmética simples). Adicionalmente, foi também substituída a série trimestral da variável ICCGVV pela sua congénere mensal, igualmente trimestralizada.

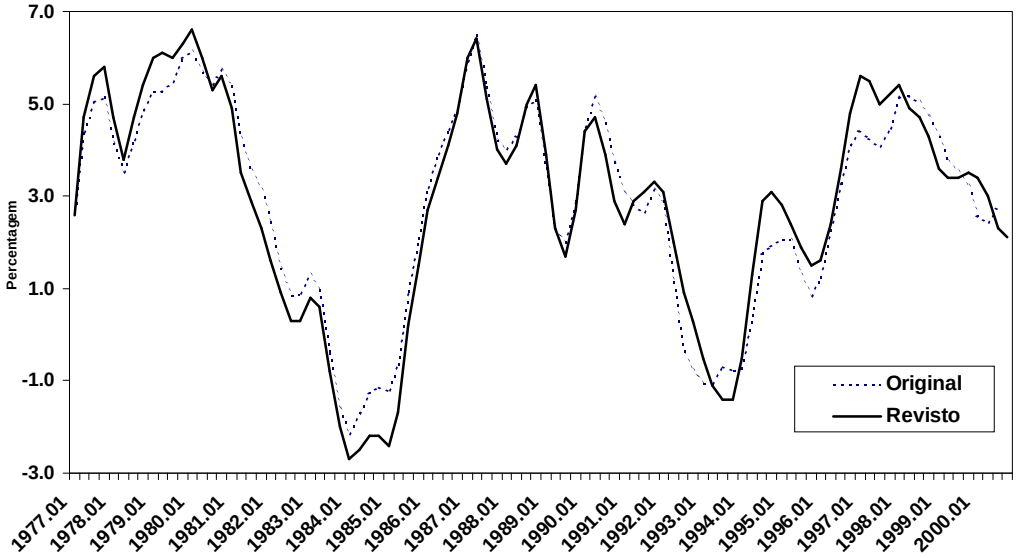

Figura 4.1: Indicador Coincidente - Banco de Portugal

O efeito destas alterações pode ser verificado na Figura 4.1, onde são apresentadas as evoluções das TVH's dos indicadores original e revisto. Vemos claramente que a mera substituição de duas variáveis teve algum efeito no indicador coincidente, ultrapassando 1 p.p. de diferença em alguns trimestres. É clara a influência de uma mudança de variável neste indicador, o que só vem comprovar o que anteriormente foi dito em relação à forte influência da utilização de diferentes indicadores no resultado obtido.

De qualquer das formas, o autor considera que o indicador apresenta um andamento em muito semelhante ao PIB, evidenciando de forma clara os movimentos cíclicos mais marcantes da nossa economia nos últimos anos, como sejam as fortes contracções de 1984 e de 1993, bem como a forte expansão pós-1993 até meados de 1998.

4.2 Extensões ao Modelo Stock-Watson: o Indicador da DGEP

Vimos no capítulo anterior que a metodologia a que chamámos derivada vai buscar o essencial à metodologia Stock e Watson, introduzindo-lhe, no entanto, alguns desenvolvimentos. O maior desses desenvolvimentos passa pela inclusão do PIB trimestral no modelo. No entender dos autores (Rito e Nunes [2000]), essa inclusão confere ao modelo maior estabilidade e precisão.

Tal como na metodologia utilizada pelo Banco de Portugal, também Rito e Nunes estabelecem como critérios de escolha das variáveis a utilizar, a disponibilidade atempada da informação, o grau de cobertura da actividade económica e o grau de correlação (contemporânea) com a actividade económica. Dadas certas limitações ao nível das séries disponíveis, os autores optaram também por incluir séries trimestrais desde 1977. Todas as séries foram previamente dessazonalizadas e as séries provenientes dos inquéritos de opinião foram transformadas em índices pela metodologia descrita em Santos [1986].

À semelhança do indicador anteriormente apresentado, também aqui foi dada preferência às séries provenientes dos inquéritos de opinião, dada a sua rápida disponibilização. Em concreto, as séries escolhidas foram os saldos de respostas extremas sobre as vendas verificadas no comércio por grosso (ICCGVV), os saldos de respostas extremas relativos à procura global (PROCGL) e produção actual (ICITPROD) na indústria transformadora, as vendas de cimento (CIMEN) e, como foi já mencionado, o Produto Interno Bruto (PIB a preços constantes, trimestral)[4]. Como tinha sido visto anteriormente[5], as séries provenientes dos inquéritos de opinião são manifestamente estacionárias, o mesmo não acontecendo com as séries PIB e CIMEN. Não tendo os autores provado a existência de uma relação de cointegração entre as duas variáveis, optaram então pela inclusão no modelo das TVH's das mesmas (TVHPIB e TVHCIM)[6].

Os autores estimam o modelo referido no capítulo anterior utilizando as variáveis atrás descritas, previamente normalizadas (eliminando, deste modo, os parâmetros β e δ das equações (3.6) e (3.7) do modelo Stock e Watson). Para as componentes idiossincráticas das variáveis, foram adoptados processos AR(1) para PROCGL e ICITPROD, AR(4) para TVHPIB e AR(5) para TVHCIM. Para a variável ICCGVV não foi adoptada qualquer componente auto-regressiva, enquanto que para a variável C_t foi adoptado um processo AR(2).

Aplicando o filtro de Kalman, obtiveram-se as estimativas alisadas (Kalman *smoother*) que, uma vez que utiliza toda a amostra disponível, são mais apropriadas. Os resultados obtidos são apresentados no Quadro 4.2, que denota coeficientes claramente significativos. Recentemente, este indicador foi revisto de modo a ser coerente com as novas Contas Trimestrais, segundo a metodologia SEC95. Os efeitos da revisão do indicador TVHPIB em termos dos parâmetros estimados são negligenciáveis, mas a modificação teve algum impacto negativo ao nível dos *t-rácios* obtidos[7].

[4]No indicador original, o PIB utilizado foi determinado segundo a metodologia SEC79.

[5]Remetemos de novo para o Apêndice B.2.

[6]Isto apesar de os testes efectuados pelos autores, teste ADF (Augmented Dickey-Fuller) e teste PP (Phillips-Perron), serem contraditórios na identificação de raíz unitária para as séries.

[7]Dado que os resultados revistos não diferem muito dos dados originais apresentados no Quadro 4.2, escusamo-nos de os apresentar.

Parâmetros	ICCGVV	PROCGL	ICITPROD	TVHPIB	TVHCIM
γ_i	0.1667	0.2125	0.2125	0.1892	0.1051
	(5.276)	*(5.188)*	*(6.126)*	*(5.386)*	*(3.012)*
$\sigma_{\varepsilon i}^2$	0.4640	0.1264	0.1181	0.2165	0.4321
	(6.389)	*(5.745)*	*(4.832)*	*(6.072)*	*(6.531)*
d_{i1}	0.000	0.7439	-0.3544	0.1895	0.4667
	-	*(9.399)*	*(-2.762)*	*(1.830)*	*(4.758)*
d_{i2}	0.000	0.000	0.000	0.2684	0.3088
	-	-	-	*(2.703)*	*(3.073)*
d_{i3}	0.000	0.000	0.000	0.3170	-0.2211
	-	-	-	*(3.183)*	*(-2.146)*
d_{i4}	0.000	0.000	0.000	-0.4331	-0.4379
	-	-	-	*(-4.026)*	*(-4.292)*
d_{i5}	0.000	0.000	0.000	0.000	0.4270
	-	-	-	-	*(-4.262)*
	$C_t = 1.6229\ C_{t-1} - 0.7191 C_{t-2}$				
	(15.701) *(-7.118)*				

Nota: entre parêntises encontram-se os *t-rácios*
Fonte: Rito e Nunes [2000]

Tabela 4.2: Estimativas dos Parâmetros - DGEP

Na Figura 4.2 são apresentados os indicadores coincidentes original (construído em Rito e Nunes [2000]) e revisto, com base na metodologia descrita na secção 3.4.

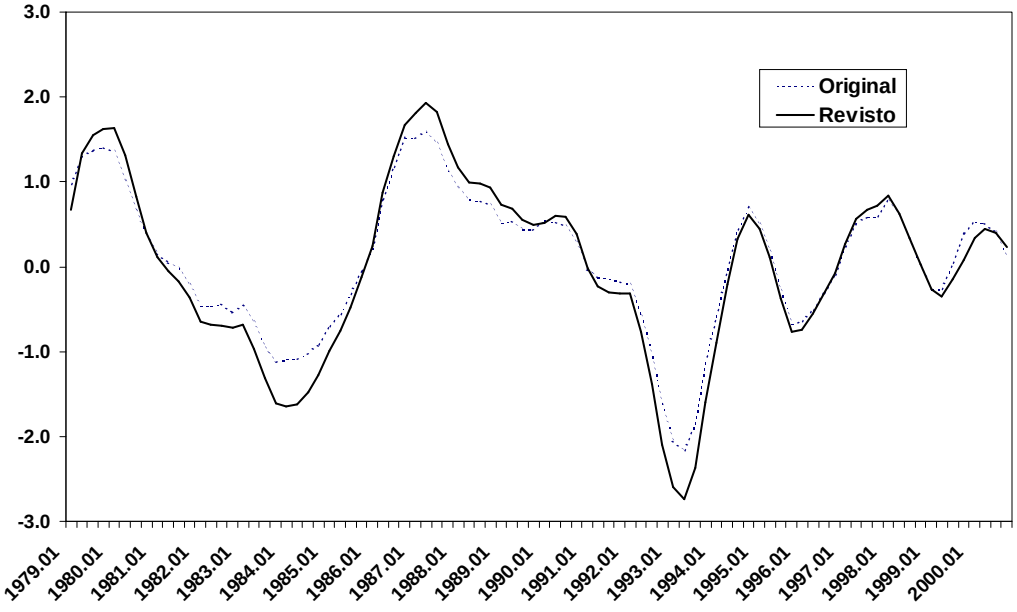

Figura 4.2: Indicador Coincidente - DGEP

Note-se que o indicador, sendo uma medida sintética, não possui níveis com sig-

nificado, sendo importante apenas a análise da sua primeira derivada, que nos dá indicações de aceleração ou desaceleração da economia. O indicador assim construído resulta numa série mais lisa e estável do que a metodologia anterior, em virtude da inclusão da TVHPIB como variável explicativa. Nem mesmo a recente revisão desta variável teve impactos assinaláveis no resultado final, evidenciando apenas pontos extremos mais pronunciados. Para qualquer das versões do indicador, original ou revisto, o gráfico apresentado mostra bem as evoluções mais marcantes da economia portuguesa, quer sejam as recessões de 1983/1984 e de 1993, quer sejam as recuperações subsequentes.

4.3 Aplicação da Metodologia da Análise Factorial Clássica: o Indicador Coincidente do INE

A obtenção do indicador coincidente do INE [1997] passa pela aplicação do método da análise factorial clássica a diversas séries mensais (quinze, mais concretamente), que são, em primeiro lugar, diferenciadas em termos homólogos e, posteriormente, normalizadas.

As variáveis usadas foram o índice de produção industrial para indústrias transformadoras (IPI), índice de produção industrial dos países clientes (IPICL), vendas de gasolina (GASOLI), vendas de gasóleo (GASOL), consumo de energia eléctrica (CELT), vendas de cimento (CIMEN), vendas de varão para betão (VAR), oferta de empregos ao longo do mês (OFERT), desempregados inscritos ao longo do mês (DESEMP), vendas de veículos comerciais pesados (COMPES), vendas de veículos comerciais ligeiros (COMLIG), vendas de veículos ligeiros de passageiros (AUTO), taxa de cobertura das exportações face às importações (TXCOB), dormidas totais na hotelaria (DORM) e salários reais contratados (SALR). Já recentemente, e até à data de interrupção da produção regular deste indicador pelo INE, foram retiradas as séries TXCOB e SALR, ficando o indicador composto por treze séries de referência.

Dado que para o período mais recente não existem dados publicados no que ao indicador do INE diz respeito, foi necessário replicar esta metodologia com as treze

variáveis anteriormente identificadas. A estimação efectuada conduziu aos resultados apresentados no Quadro 4.3.

Painel A

Componente	Valor Próprio	R^2 Acumulado
PC1	8.072	0.621
PC2	1.465	0.734
PC3	1.152	0.822
PC4	1.010	0.900
PC5	0.464	0.936
PC6	0.261	0.956
PC7	0.176	0.969
PC8	0.109	0.978
PC9	0.107	0.986
PC10	0.076	0.992
PC11	0.057	0.996
PC12	0.030	0.998
PC13	0.020	1.000

Painel B

Variável	Correlação	Pesos
IPI	0.550	0.096
GASOLI	-0.320	-0.051
GASOL	0.249	0.038
CELT	0.604	0.125
CIMEN	0.275	0.041
VAR	0.230	0.035
OFERT	0.366	0.057
DESEMP	-0.614	-0.128
COMPES	0.472	0.081
COMLIG	0.041	0.007
AUTO	0.003	-0.001
DORM	0.554	0.101
IPICL	0.942	0.599

Tabela 4.3: Resultados da Análise Factorial Clássica

Analisando o painel A do referido quadro, fica claro que a primeira componente principal é bastante representativa das variáveis utilizadas, explicando cerca de 62% da variabilidade destas. No painel B é possível analisar separadamente cada uma das variáveis. Facilmente se constata a adequação dos sinais das correlações das variáveis com o factor comum, particularmente no que à variável DESEMP diz respeito. A variável de maior correlação com o factor comum é a variável IPICL (índice de produção industrial dos países clientes), pelo que é também a variável de maior peso no indicador compósito. Menos compreensível será a correlação negativa do factor comum com as vendas de gasolina (GASOLI).

A Figura 4.3 representa a evolução do indicador construído tendo por base a metodologia utilizada pelo INE. Note-se que a maior volatilidade da série obtida resulta do facto de este ser um indicador construído a partir de séries mensais, que estão mais sujeitas a comportamentos idiossincráticos. Embora o indicador obtido não permita efectuar uma comparação das fases de expansão pré e pós-crise de 1993, mostra claramente o perfil descendente que conduziu até à referida crise, bem como

a forte expansão subsequente. Desde 1993, a economia portuguesa mostra um ritmo elevado de crescimento, apenas interrompido ciclicamente por algum abrandamento, mas que não voltou a culminar em recessão.

Figura 4.3: Indicador Coincidente - INE

4.4 A Metodologia Tradicional Aplicada ao caso Português

Para a aplicação desta metodologia ao caso português, foi necessário, em primeiro lugar, definir quais as variáveis importantes no seguimento da economia e contemporâneas com esta. Vimos anteriormente que a escolha dessas variáveis não é pacífica. Dos três exemplos já vistos, as variáveis utilizadas diferem de forma substancial. Neste capítulo, em que vamos meramente aplicar a referida metodologia, vamos fazer uso das mesmas variáveis que o *The Conference Board* utiliza na construção do indicador compósito coincidente para os Estados Unidos.

As variáveis consideradas foram o número total de empregados (EMP), o índice da produção industrial (IPI), o consumo de electricidade (CELT), as dormidas totais na hotelaria (DORM), as vendas de cimento para construção (CIMEN) e o índice do volume de vendas no comércio a retalho, deflacionado com o IPC dos bens (IVVCR).

Dado que esta última variável apenas tem observações a partir do primeiro trimestre de 1990, procedeu-se à construção de dois indicadores compósitos, um contendo esta variável e o outro não.

Variáveis	Sem IVVCR	Com IVVCR
EMP	66.6%	68.8%
IPI	9.6%	7.6%
CELT	10.4%	8.7%
IVVCR		4.2%
DORM	2.0%	1.5%
CIMEN	11.4%	9.3%

Tabela 4.4: Ponderadores das Componentes - Metodologia Tradicional

No Quadro 4.4 apresentam-se os ponderadores utilizados na construção dos dois indicadores referidos. É notório o elevado peso dado à variável emprego (EMP), o que deriva do facto de se tratar de uma variável muito estável. A introdução da variável IVVCR faz aumentar ainda mais o peso da variável EMP, dado que esta última é ainda menos volátil do que as outras variáveis, quando restringimos o horizonte temporal de análise aos anos mais recentes. Como tínhamos visto no capítulo anterior, os ponderadores usados nesta metodologia são determinados pelo inverso do desvio-padrão de cada série, ajustado de modo a que a soma seja a unidade. O indicador é então obtido pela média ponderada das variações simétricas dos indicadores.

Da observação da Figura 4.4 resulta claro que a introdução da variável IVVCR tem alguma influência no resultado final do indicador, situação particularmente notória nos anos mais recentes. Tal resultado deve-se ao crescimento elevado do sector dos serviços, principalmente a partir de 1997, o que é repercutido no indicador final por intermédio da variável IVVCR. Resulta também claro que esta metodologia origina uma série final bem mais errática do que as metodologias anteriormente apresentadas. Isso é consequência de não se utilizarem as tendências das séries (nem qualquer tipo de alisamento), mas apenas se proceder a uma normalização das mesmas. Aparte esse comportamento mais errático, o indicador coincidente construído desta forma revela uma evolução relativamente semelhante à que foi já identificada por intermédio dos outros indicadores. Embora o indicador esteja construído apenas para o período

que começa no segundo trimestre de 1984, é notória a recuperação económica que teve lugar desde essa altura. A economia claramente passou por um período de forte expansão, tal como a que se seguiu à crise de 1993. Fica, contudo, em aberto, a discussão relativamente à comparação dos ritmos de crescimento das fases pós-crises de 1984 e 1993, uma vez que a inclusão da variável IVVCR (apenas a partir de 1990) deixa uma zona nebulosa de difícil avaliação.

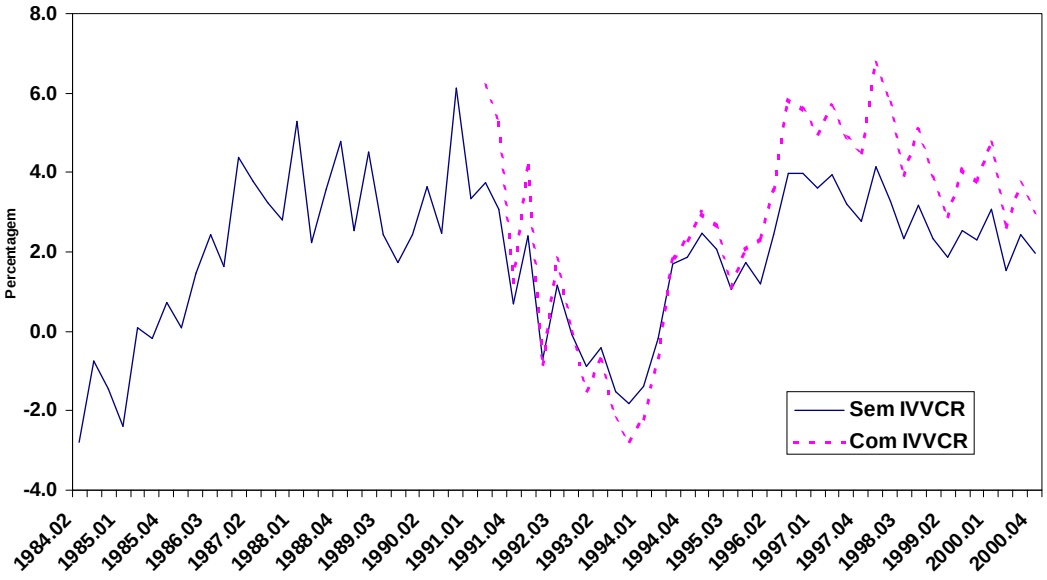

Figura 4.4: Indicador Coincidente - Metodologia Tradicional

4.5 Aplicação da Análise Factorial Dinâmica

Como foi visto no capítulo anterior, esta metodologia foi utilizada na construção de um indicador coincidente para a área euro, com grandes vantagens face a metodologias até aqui existentes. Essas vantagens dizem respeito à capacidade desta metodologia ter em conta não apenas os comportamentos específicos de cada economia, mas também as interacções geradas entre as economias da área euro. Não sendo nosso objectivo obter um indicador para a área euro, pretende-se aqui ver até que ponto a metodologia apresentada é capaz de fornecer um bom indicador coincidente para o ciclo económico português. Note-se que o indicador assim construído não possui níveis com leitura.

O extenso painel de variáveis utilizadas neste indicador pode ser visto no Apêndice

B.1.2, sendo igualmente referida a transformação operada em cada variável. No Quadro B.1 são apresentadas as mesmas variáveis, mas distribuídas pelos países considerados. Note-se que face ao artigo original que está na base desta metodologia (Forni e outros [2001]), foram introduzidas algumas novas observações para Portugal, concretamente no que se refere às variáveis CONS, EMP, FBCF e PIB, que não existiam no painel original.

	N.º de Factores	Variância Explicada	Variáveis Adicionadas
Modelo 1	1	30.5%	EMP, UNMEN, UNY
Modelo 2	2	43.0%	UNMEN
Modelo 3	3	51.8%	-

Tabela 4.5: Análise Factorial Dinâmica - Modelos Estimados

Nas várias estimações efectuadas[8], chegou-se a 3 modelos finais, diferenciando-se entre eles pelo número de factores comuns considerado. Daqui em diante faremos menção: ao modelo 1, que considera um único factor comum; ao modelo 2, para o qual foram considerados dois factores comuns; e, finalmente, ao modelo 3, contendo três factores comuns. A apresentação global destes modelos pode ver vista no Quadro 4.5. A menção "Variáveis Adicionadas" diz respeito às variáveis que, após a fixação do número de factores, se provou contribuírem para reduzir a componente idiossincrática global, pelo que são adicionadas ao núcleo de variáveis[9]. O resultado obtido (quantos menos factores são considerados, maior o número de variáveis adicionadas) é intuitivo, uma vez que a um número reduzido de factores corresponde uma componente idiossincrática grande, pelo que a probabilidade de uma variável contribuir para a diminuição da mesma é relativamente elevada.

No que diz respeito ao tipo de variáveis adicionadas, é notória a excelência das variáveis de mercado de trabalho na redução da componente idiossincrática global. Outra conclusão que se pode retirar deste processo de escolha de variáveis tem a ver com a reduzida *commonality* das variáveis de preços com o lado real da economia, uma vez que nenhuma das variáveis deste tipo foi escolhida.

[8] A estimação foi efectuada por intermédio de programas escritos em MATLAB 5.3, disponíveis em http://www.dynfactors.org.

[9] Este mecanismo de 'repescagem' de variáveis foi exposto na secção 3.5.2.

No Quadro B.2 constante do apêndice estatístico são apresentadas as variâncias relativas das componentes comuns de cada variável face ao seu total. Estes rácios dão uma ideia do grau de *commonality* das variáveis, uma vez que indicam a parte da variância de cada variável, explicada pela componente comum. Tal como foi identificado no artigo original que aplica esta metodologia, as variáveis que apresentam um grau de *commonality* mais elevado são o PIB e as variáveis relacionadas com o mercado de trabalho (EMP, DESEMP, UNMEN e UNY). No entanto, uma variável ressalta como tendo o mais elevado grau de *commonality*: o IPI, algo que constitui uma diferença marcante face aos resultados obtidos no artigo de Forni e outros [2001].

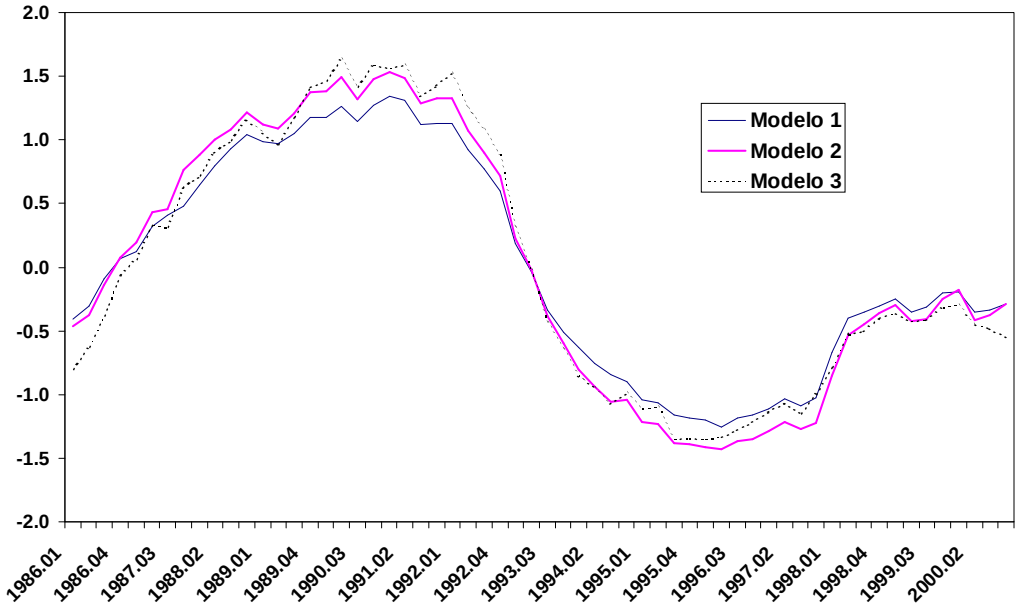

Figura 4.5: Indicador Coincidente - Análise Factorial Dinâmica

Na Figura 4.5 são apresentados os resultados dos três modelos anteriormente referidos. De um modo geral, o resultado obtido é semelhante nas três representações. Isto significa uma certa estabilidade do próprio funcionamento desta metodologia, pois a inclusão de mais uma ou menos uma variável, a consideração de mais um ou menos um factor comum, não tem uma influência particularmente marcante no resultado final. Na análise da figura referida, sobressai desde logo uma expansão mais longa e pronunciada nos anos compreendidos entre 1989 e a crise de 1993, do que tinha sido identificado nos resultados das metodologias anteriores. Sobressai também a mais

longa crise de 1993, que persistiu até 1996/1997, a acreditar nos resultados obtidos.

No capítulo seguinte tentaremos encontrar as explicações para esta disparidade nos resultados obtidos, em especial no que a esta última metodologia diz respeito, pelo que avançaremos utilizando somente o modelo 2 da análise factorial dinâmica[10]. No caso dos indicadores do Banco de Portugal e da DGEP, levaremos em conta apenas as suas versões revistas, que são actualmente publicados pelas respectivas entidades. Finalmente, no caso do indicador obtido por intermédio da metodologia por nós apelidada de tradicional, concentrar-se-ão esforços na versão que não inclui a variável IVVCR[11], embora recorrendo à versão alternativa quando tal se justifique.

[10] Como vimos, os resultados finais obtidos (em termos da evolução do indicador) são muito semelhantes.

[11] Situação originada pela maior extensão dessa série, embora possamos considerar a superioridade da outra versão em termos da informação nela contida.

Capítulo 5

Avaliação Comparativa

Neste capítulo vamos finalmente confrontar as várias metodologias, bem como os resultados por elas produzidos. Na primeira secção, começamos por avançar os aspectos metodológicos mais problemáticos de cada metodologia: para além daqueles abordados pelos próprios autores, ou pelos autores proponentes de metodologias alternativas, adiantaremos outros que nos parecem ser pouco robustos. Naturalmente, sendo indicadores compósitos, cuja finalidade é dar uma evolução da economia no curto prazo, disponíveis tão rápido quanto possível, todas as metodologias terão uma qualquer característica menos positiva. A questão a que tentaremos dar resposta é saber até que ponto esses aspectos menos positivos podem levar a que se tenha uma leitura da economia contrária à que depois verificamos pela análise do Produto Interno Bruto, aquela que é a medida de actividade económica mais usual.

Na segunda secção deste capítulo, faremos a comparação dos resultados das diversas metodologias, tentando, nos casos em que tal seja possível, eliminar as diferenças decorrentes da utilização de diferentes indicadores, isolando, assim, os efeitos metodologia. Tentaremos, deste modo, fazer a ligação entre as diferenças encontradas e as fraquezas metodológicas identificadas na secção precedente. Adicionalmente, iremos analisar a capacidade dos indicadores compósitos em fazer um seguimento adequado do ciclo económico, testando a ligação destes com algumas medidas de ciclo amplamente utilizadas.

5.1 Aspectos Críticos das Várias Metodologias

A nível metodológico, várias são as fraquezas que podemos apontar aos métodos de construção de indicadores compósitos que apresentámos e aplicámos ao caso português nos capítulos anteriores. Essas fraquezas decorrem normalmente de hipóteses simplificadoras que, necessariamente, têm de ser tomadas, sob prejuízo de as metodologias não serem exequíveis.

Começando pela metodologia tradicional (fazendo um paralelismo com o terceiro capítulo no que à sequência do tratamento das metodologias diz respeito), a principal crítica que pode ser apontada é a sua excessiva simplicidade. O critério de ponderação da informação contida no indicador compósito é meramente o inverso da volatilidade de cada série, ajustado para que a soma seja a unidade[1]. Deste modo, as séries excessivamente voláteis terão pouca ponderação no resultado final. Consequentemente, o indicador compósito estará mais próximo das séries de menor volatilidade, não sendo relevante se esses são os indicadores cíclicos mais importantes para a percepção da evolução da economia. Assim sendo, trata-se de uma metodologia assente principalmente em critérios estatísticos, em que a componente económica está apenas presente na definição das séries utilizadas. No entanto, não se deve desprezar este facto: como veremos no ponto seguinte deste capítulo, a definição das variáveis é um passo crucial.

Uma outra crítica que podemos apontar a esta metodologia é a sua reduzida robustez. Uma metodologia deve produzir resultados tão estáveis quanto possível e não estar demasiado dependente de uma só variável. O que acontece neste caso é que retirando uma variável de peso elevado no indicador compósito, este deixa de produzir resultados aceitáveis, levando a uma série demasiado volátil, pois foi retirada a variável mais estável (uma vez que, pela construção do indicador, a variável mais estável é também a de maior peso no indicador). Naturalmente podemos contrapor que este exercício de retirar a variável de maior peso não faz sentido, uma vez que, efectuada a escolha inicial das variáveis, são essas que devemos usar daí em diante.

As vantagens na utilização desta metodologia decorrem da rapidez e facilidade na sua implementação. Se anteriormente questionámos a sua validade dada a grande

[1] Remetemos para o ponto 3.1.1 deste trabalho, onde esta questão foi devidamente tratada.

simplificação operada, temos agora de referir essa simplificação como também sendo uma vantagem, uma vez que permite obter, de forma rápida e fácil, as estimativas para o indicador compósito.

Vimos, nos capítulos anteriores, duas metodologias que fazem uso do filtro de Kalman como técnica de estimação: a metodologia utilizada pelo Banco de Portugal, que decorre da conhecida metodologia Stock e Watson e a metodologia da DGEP, que decorrendo também da metodologia Stock e Watson, introduz-lhe, no entanto, algumas novidades e melhoramentos. Esta metodologia surgiu da necessidade de conferir uma racionalidade estatística e uma formalização matemática robusta à construção de indicadores compósitos, que até à data da publicação dos importantes artigos de Stock e Watson [1989] e [1991], estava limitada à simplicidade da metodologia anteriormente analisada.

Começando num plano mais geral, existem alguns problemas normalmente associados à utilização do filtro de Kalman. Um desses problemas decorre do próprio modo de funcionamento do filtro de Kalman: na sua forma alisada, e uma vez que utiliza toda a informação disponível até ao momento, nova informação implica necessariamente uma revisão dos últimos valores estimados. Esta situação pode não ser muito benéfica, uma vez que se sabe que o indicador estimado num dado momento, será revisto no momento seguinte; trata-se de um problema particularmente grave em momentos em que ocorrem pontos de viragem na economia e que pode gerar confusão nos utilizadores. No entanto, em termos metodológicos, o facto de se estar a utilizar toda a informação disponível em cada momento, torna a estimativa mais robusta e completa.

Uma limitação importante na utilização desta metodologia diz respeito ao número de variáveis que é possível incorporar na estimação do indicador coincidente. Dadas as limitações crónicas das séries económicas portuguesas, especialmente em termos de extensão, existe um problema de reduzido número de graus de liberdade. Na verdade, o filtro de Kalman comporta a estimação de diversos parâmetros associados a cada uma das variáveis incluídas no modelo, pelo que a introdução de uma nova variável resulta num custo em termos do número de parâmetros a estimar. A consequência

directa deste problema é a limitação do número de variáveis a utilizar. Deste modo, podemos estar a limitar a cobertura do indicador coincidente pelas diversas actividades que compõem a economia.

Apesar de tudo, o filtro de Kalman é um instrumento de estimação muito poderoso e robusto, bem como versátil, permitindo representar, de forma conveniente, a função de verosimilhança de modelos possivelmente muito complexos.

A metodologia derivada comunga destes problemas, mas comporta problemas adicionais na sua utilização. Vimos no capítulo 3 que a modificação a que a metodologia original Stock e Watson é sujeita, relaciona-se com a necessidade de inclusão de uma variável que não está disponível atempadamente (o PIB trimestral) e que, necessariamente, tem de ser alvo de previsão para o momento mais recente. O filtro de Kalman possibilita essa previsão, mas este facto é também potenciador de erros adicionais: temos associado não apenas o erro normal decorrente de qualquer estimação econométrica, mas também o erro associado à previsão de um dos indicadores utilizados. Esta situação, em conjugação com o problema anteriormente identificado da revisão dos últimos valores disponíveis, pode levar a grandes revisões nos valores inicialmente estimados. Também não podemos descurar a dificuldade de prever uma variável como o PIB, numa pequena economia aberta como a nossa, recorrendo apenas ao instrumental fornecido pelo filtro de Kalman e apenas utilizando como indicadores aqueles que compõem o indicador compósito. Portanto, apesar de se poder considerar, tal como fazem os autores desta metodologia, que a inclusão do PIB vai conferir estabilidade e robustez ao modelo, para além de a sua inclusão fazer sentido à luz da elevada correlação desta variável com o estado da economia, é necessário pesar estes benefícios face às desvantagens referidas.

Passando agora para a metodologia que faz uso da análise factorial clássica como instrumento de estimação de um indicador coincidente, metodologia essa utilizada pelo INE, podemos também apontar vantagens e desvantagens na sua utilização. Uma das vantagens tem a ver com a capacidade desta metodologia em trabalhar com um conjunto alargado de indicadores, possivelmente correlacionados entre si. Deste modo, é possível cobrir de uma forma extensiva as diversas actividades económicas, desde

que para tal existam indicadores de referência disponíveis. Esta possibilidade deriva do próprio objectivo da análise factorial: redução da dimensionalidade dos dados. Ao representar cada variável em função de x factores comuns, é possível utilizar depois esses factores comuns em modelos de estimação, reduzindo assim o número de variáveis e incorporando o máximo de informação possível. No caso da definição de um indicador coincidente, pretende-se sintetizar no primeiro factor comum (aquele que explica a maior percentagem de variância das variáveis e que tem associado a si o maior valor próprio da matriz de partida[2]) a maior parte da informação contida nas variáveis iniciais. Este factor comum é geralmente aproximado à primeira componente principal da análise em componentes principais, padecendo dos mesmos males. Um primeiro problema tem a ver com o número de factores comuns a considerar. Não existe nenhum método simples e eficiente que indique qual o número óptimo de factores a reter. Deste modo, na construção de um indicador coincidente, ao considerarmos apenas o primeiro factor comum, podemos estar a deitar fora informação importante contida nas variáveis de partida. Um segundo problema, talvez mais grave, tem a ver com a dificuldade de interpretação do factor comum. Na óptica da construção de um indicador coincidente, é normal interpretar-se o factor comum como o factor que está contido na generalidade das variáveis económicas, traduzindo assim o andamento do ciclo económico, na acepção de Burns e Mitchell. No entanto, não nos podemos esquecer que esta é uma técnica matemática de redução da dimensionalidade dos dados e querer dar, ao factor comum, a interpretação que nos convém, pode significar um enorme desvio da realidade.

Outras críticas, menos graves, podem ser apontadas a esta metodologia. Comparando com as metodologias que fazem uso do instrumental filtro de Kalman, a análise factorial tem a desvantagem de não especificar a parte dinâmica das variáveis. Deste modo, é uma metodologia que não se adequa a tarefas de previsão. No entanto, como foi visto no ponto 3.5.1, a perda não é grande, pois a incorporação da parte dinâmica, via filtro de Kalman, não produz resultados muito diferentes da análise factorial clássica, não dinâmica. Finalmente, podemos ainda apontar o facto de a análise factorial não ser capaz de lidar com variáveis observadas com diferentes periodicidades. Mais

[2] Ver ponto 3.3.2.

uma vez, esta é uma crítica pouco significativa, pois apesar do filtro de Kalman permitir esse tratamento diferenciado, a verdade é que nenhuma das metodologias aqui analisadas faz uso dessa possibilidade.

Para terminar este ponto, resta-nos analisar a metodologia que faz uso da análise factorial dinâmica em grandes painéis. Um dos problemas que se destaca desde logo é a dificuldade da sua implementação, não apenas pelo suporte analítico que tem por detrás (relembre-se que esta metodologia apela ao instrumental da análise espectral), mas principalmente pelo tratamento de um considerável volume de informação a que o seu funcionamento obriga. Desde logo, ao considerar não apenas as relações que se geram numa economia, mas também as relações que se geram entre as economias que compõem a área euro, a aplicação desta metodologia pressupõe a existência de dados para todos esses países. Adicionalmente, o funcionamento deste método é tanto melhor quanto maior for o número de variáveis incorporadas no modelo. Multiplicando esse 'tão elevado quanto possível' número de variáveis, pelo número de países considerado, ficamos com um volume de informação quase intratável. Mas para além deste problema relacionado com a quantidade de dados necessária, existe ainda o problema adicional de muitas dessas variáveis estarem disponíveis apenas com grande atraso para alguns países.

É fácil de concluir que numa situação de construção de um indicador coincidente de actividade económica, disponível tão rapidamente quanto possível, a utilização desta metodologia fica completamente fora de questão. A sua implementação é demasiado pesada, necessitando de um longo período de recolha de dados e estimação. Deste modo, a sua importância é mais de tipo académico, orientada para a condução de estudos de comportamento das economias e, em particular, estudos de comparação dos países da área euro e as relações que entre eles se geram.

Para além desta crítica de teor mais prático, relacionada com dificuldades na implementação deste método, existem também problemas com a própria construção do indicador coincidente. Relembrando um pouco o que foi dito no ponto 3.5.2 deste trabalho, tudo gira em torno da definição de um indicador coincidente para a área euro. Este é definido como uma média ponderada das componentes comuns de cada país.

Há depois uma importante fase que diz respeito à classificação de todas as variáveis, em termos da sua relação com o ciclo europeu. É a partir desta classificação que se definem quais as variáveis que, para cada país, vão definir o seu indicador coincidente. O problema reside exactamente neste ponto: como as variáveis são classificadas em relação ao ciclo europeu, podemos estar a criar um desvio na definição do ciclo de cada país. É reconhecido o carácter atrasado da nossa economia face à área euro. Ao estarmos a construir um indicador coincidente com base em variáveis coincidentes com o ciclo europeu, podemos estar, na verdade, a construir um indicador avançado da nossa economia. No entanto, este é um problema que é de difícil teste, até porque a reduzida extensão da série do indicador assim construído, não o permite. Outro problema, talvez de mais fácil entendimento, tem a ver com a definição das componentes comuns. Na selecção de variáveis que esta metodologia acarreta, as variáveis adicionadas[3] são escolhidas com base na sua capacidade de reduzir a componente idiossincrática global. Deste modo, dificilmente essa escolha está em consonância com a escolha que seria efectuada se estivéssemos a tratar de um só país.

Fica então claro que esta metodologia está particularmente habilitada para trabalhar numa perspectiva agregada, para um conjunto de países, definindo a relação do ciclo de cada um dos países face ao ciclo agregado. É bastante interessante na análise dos avanços e atrasos dos países face ao ciclo da área euro[4], mas não tanto para a construção de indicadores compósitos para cada país. Da representação gráfica dos resultados desta metodologia[5] ressalta também que o ciclo assim extraído é de mais longo prazo do que aquele a que estamos habituados a trabalhar (normalmente, 6 a 32 trimestres, como é sugerido por Baxter e King). A forma como as componentes comuns são definidas parece levar a uma sobre-estimação da parte idiossincrática (que é ignorada), levando à definição de ciclos de maior duração.

[3]Remetemos de novo para o ponto 3.5.2 deste trabalho.

[4]Ver Quadro B.3 e Figura B.10 no Apêndice B.3.

[5]Ver Figura 4.5.

5.2 As Metodologias à luz dos Resultados Obtidos

Nesta secção do trabalho vamos efectuar a comparação dos resultados obtidos com cada uma das metodologias, tentando fazer a ponte entre esses resultados e as desvantagens apontadas na secção anterior. Será também nesta secção que iremos replicar algumas das metodologias, usando diferentes variáveis, de modo a separar os efeitos metodologia dos efeitos causados pelo uso de variáveis diversas. Para além desta comparação entre as metodologias, será necessário encontrar uma medida com a qual possamos comparar os indicadores obtidos. Mas, como foi já referido por diversas vezes, este é um problema sem uma solução clara. O PIB trimestral é normalmente utilizado como série de referência nestes estudos. No entanto, estamos apenas interessados na componente cíclica do PIB. Vimos no capítulo 2 que os métodos existentes para retirar a tendência às séries económicas são vários e produzem resultados quase sempre díspares. Os filtros mecânicos, como o filtro HP ou o filtro BK, são intensamente utilizados, mas a escolha entre um e outro comporta sempre alguma arbitrariedade. Economistas americanos tendem a utilizar o filtro HP; autores europeus, como em Ladiray e Mazzi [2001] ou Astolfi, Ladiray e Mazzi [2001], tendem a dar preferência ao filtro BK. Consequentemente, será necessário comparar não apenas os indicadores compósitos coincidentes, mas também os vários métodos de separar a componente cíclica do PIB.

As metodologias apresentadas que fazem uso do filtro de Kalman não foram por nós aplicadas, tendo havido apenas uma apropriação dos resultados a que os autores chegaram. Esta situação não é particularmente grave, até porque não seria possível aplicar a metodologia do filtro de Kalman às variáveis que são utilizadas pelo INE no seu indicador coincidente. Vimos na secção anterior que um dos problemas com o uso do filtro de Kalman é a impossibilidade de utilização de muitas variáveis, ao contrário da metodologia do INE. Também pelas razões que já vimos, não é possível efectuar semelhante simulação com a metodologia que faz uso da análise factorial dinâmica. Deste modo, iremos simular os indicadores do Banco de Portugal e da DGEP com as metodologias tradicional e do INE. Pelo elevado número de séries nele contido, o indicador do INE apenas poderá ser simulado com a metodologia tradicional.

Para tentarmos medir a consistência entre os indicadores coincidentes, mas também entre estes e a componente cíclica do PIB, um problema adicional emergiu. Dado que a maioria dos indicadores aqui abordados não tem uma leitura numérica, tendo apenas interesse a sua evolução, não é possível calcular estatísticas como o erro quadrático médio (EQM). Seria sempre possível efectuar uma calibragem dos indicadores (por exemplo, recorrendo ao PIB), mas isso introduziria erros adicionais decorrentes da estimação de calibragem. Uma medida mais sensata será o simples coeficiente de correlação. Para estas medidas de correlação, consideraram-se apenas os indicadores do Banco de Portugal, da DGEP, do INE e o indicador decorrente da aplicação da metodologia tradicional, na sua versão mais longa (não incluindo a variável IVVCR).

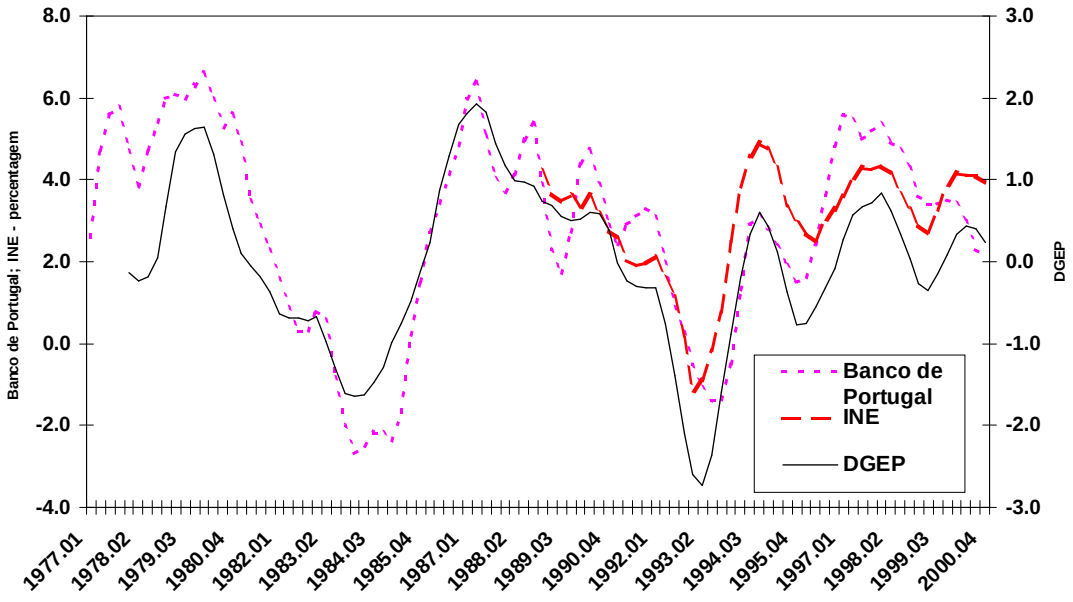

Figura 5.1: Indicadores Coincidentes - Principais Metodologias

Começando por apresentar as três principais metodologias, a saber, a do Banco de Portugal, da DGEP e do INE, podemos ver claramente na Figura 5.1 as diferenças que existem entre os resultados de cada uma delas. A semelhança entre os indicadores da DGEP e do INE é surpreendente, até porque, quer a metodologia, quer os indicadores, são bastante diferentes. Isso mesmo é confirmado pela elevada correlação entre os dois indicadores, que podemos observar no Quadro 5.1. Outra razão para essa surpresa

prende-se com o facto de o indicador coincidente do INE ter uma variável (cujo valor no seguimento do ciclo económico português é muito discutível) que pesa bastante no indicador final. Na verdade, a variável IPICL (que, recordamos, é o IPI médio ponderado dos países importadores de mercadorias portuguesas) pesa cerca de 60% do indicador. A consequência directa é a exagerada semelhança do indicador coincidente com a componente cíclica da variável IPICL (obtida através do filtro HP)[6]. Este facto é tanto mais grave quando, numa simulação efectuada, retirada essa variável do conjunto de variáveis que compõem o indicador compósito, este se tornou absolutamente instável e sem qualquer leitura.

	BoP	DGEP	INE	Tradicional
Indicador do Banco de Portugal	100%			
Indicador da DGEP	84%	100%		
Indicador do INE	71%	93%	100%	
Metodologia Tradicional	83%	72%	58%	100%

Tabela 5.1: Coeficientes de Correlação - Principais Metodologias

Quanto ao indicador do Banco de Portugal, já são visíveis algumas diferenças. Ao contrário das duas outras metodologias, que produzem resultados bastante alisados, o indicador do Banco de Portugal acentua os picos. Mas as diferenças são mais marcantes nos últimos anos: enquanto que os indicadores do INE e da DGEP mostram ondas mais ou menos semelhantes e regulares de 1995 até 2000, o indicador do Banco de Portugal mostra um acentuado pico em 1998, com um significativo desacelerar da actividade desde então. Uma crítica adicional que podemos fazer ao indicador do Banco de Portugal, tal como ao indicador da DGEP, embora com menor gravidade, é a excessiva dependência destes nas variáveis provenientes dos inquéritos de opinião. Pese embora o seu indiscutível valor no seguimento da economia, são também indiscutíveis os problemas que envolvem, principalmente, o seu tratamento numérico. Para além dos problemas relacionados com o facto de serem resultados de inquéritos de opinião, com características de percepção e de expectativa, há ainda o clássico problema da passagem destas variáveis a índice. A metodologia empregue em Santos [1986] é amplamente utilizada, mas não perfeitamente consensual. Naturalmente que

[6]Ver Figura B.8 no apêndice B.2.

a situação é menos preocupante no caso do indicador da DGEP, pois a utilização de três destas variáveis é contrabalançada com a utilização de duas variáveis numéricas, uma da quais o PIB.

5.2.1 Influência da Escolha das Variáveis

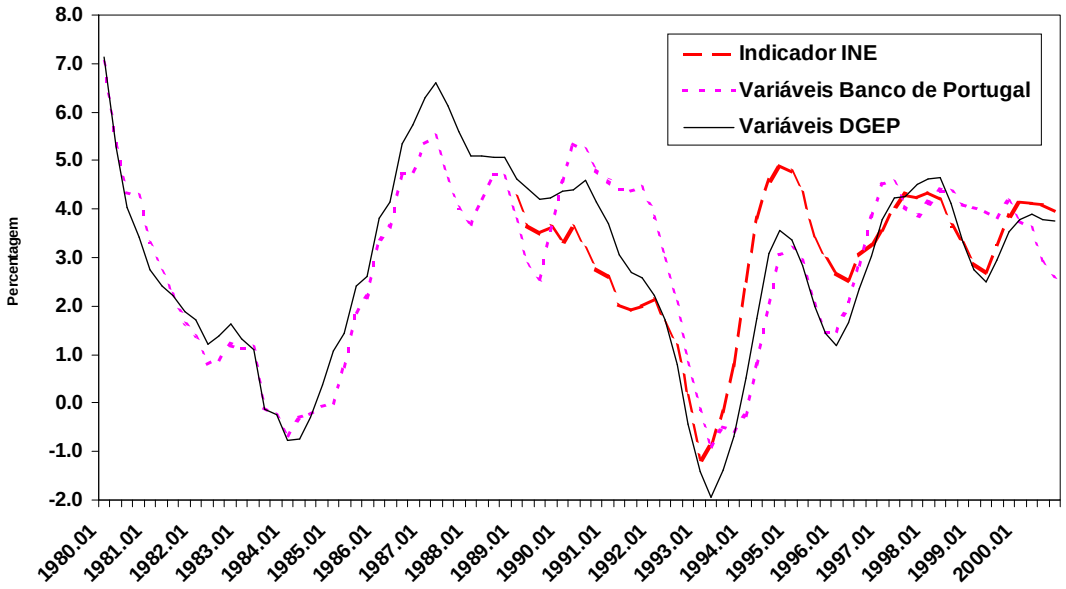

Figura 5.2: Metodologia INE Aplicada a Diferentes Conjuntos de Variáveis

Como foi anteriormente referido, a utilização de diferentes variáveis pode ser a principal causa para a obtenção de diferentes resultados ao nível dos indicadores compósitos de actividade económica. Na Figura 5.2 apresentam-se os resultados da aplicação da metodologia do INE[7] (análise factorial clássica) aos conjuntos de variáveis que compõem os indicadores coincidentes do INE, do Banco de Portugal e da DGEP. Desta forma são anulados os efeitos metodologia, isolando-se os efeitos causados pelo uso de diferentes variáveis. A aplicação de outra metodologia às variáveis utilizadas pelo Banco de Portugal e pela DGEP, causou algumas diferenças face ao indicador original, mas não muito marcantes, uma vez que as correlações entre estes indicadores simulados e os indicadores originais mantiveram-se acima dos 90% (ver Quadro 5.2). É ainda notório o desacelerar da economia desde 1997/1998 identificado pelo conjunto

[7] Que é, no fundo, a metodologia mais flexível e mais fácil de implementar nestas simulações.

de variáveis utilizado pelo Banco de Portugal, embora de uma forma menos acentuada. Destaque-se ainda uma situação curiosa: simulando o indicador da DGEP com a metodologia do INE obtém-se uma correlação de 85% em relação ao indicador do INE, quando entre os indicadores originais essa correlação era de 93%. Neste caso, o uso da mesma metodologia provocou um afastamento dos resultados produzidos.

	Variáveis BoP	Variáveis DGEP	Indicador INE	Variáveis 'Tradicional'
Variáveis BoP	100%			
Variáveis DGEP	91%	100%		
Indicador do INE	58%	85%	100%	
Variáveis 'Indicador Tradicional'	70%	81%	77%	100%
Indicador do Banco de Portugal	93%	87%	71%	62%
Indicador da DGEP	85%	98%	93%	76%
Indicador Tradicional	82%	77%	58%	69%

Tabela 5.2: Coeficientes de Correlação - Influência das Variáveis

De um modo geral, as correlações entre os vários indicadores não aumentaram, em resultado das diferenças entre os indicadores originais e simulados não serem particularmente marcantes. Grosso modo, a não coincidência entre os resultados observados para os indicadores originais manteve-se, apesar de, neste ponto, estarmos a utilizar a mesma metodologia. Este resultado vem confirmar o que atrás tinha sido avançado: a influência do uso de diferentes variáveis nos resultados obtidos é bastante forte, situação particularmente visível para o conjunto de variáveis do Banco de Portugal. Na verdade, as variáveis utilizadas pelo Banco de Portugal revelam uma evolução algo diferente da economia portuguesa, principalmente nos últimos anos de análise.

5.2.2 Influência da Escolha da Metodologia

Podemos ainda refinar esta análise, comparando a aplicação de diferentes metodologias a cada um dos conjuntos de variáveis, isolando assim os efeitos metodologia. Começando pelo conjunto de variáveis que compõem o indicador do Banco de Portugal, facilmente podemos constatar que a aplicação de outra metodologia que não aquela habitualmente empregue pelo Banco de Portugal (metodologia Stock e Watson) produz resultados algo diferentes. A Figura 5.3 mostra claramente essa situação, sendo evidente o atenuar de algumas oscilações por parte da aplicação do método

do INE. Esta situação está estreitamente ligada ao facto de o indicador do Banco de Portugal ser essencialmente composto por séries dos inquéritos de opinião, habitualmente voláteis, pelo que diferente ponderação (decorrente da aplicação de outra metodologia), implica necessariamente diferente resultado. Esta diferença no resultado é comprovada pela perda de correlação entre o indicador simulado e o indicador original, que passa de 100% (metodologias perfeitamente equivalentes) para 93%. Esta informação pode ser vista no Quadro 5.3[8].

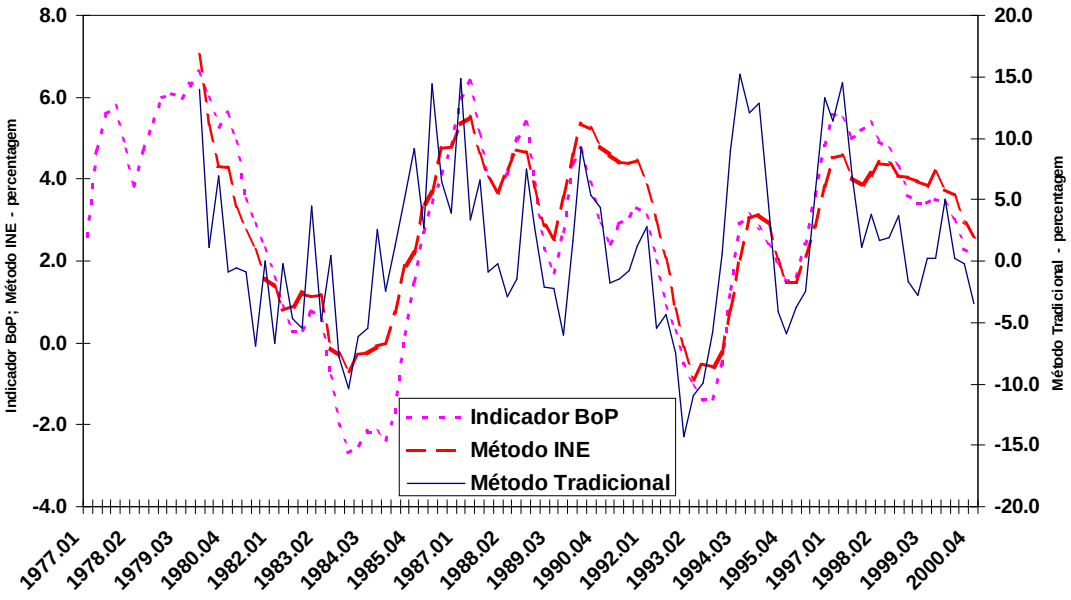

Figura 5.3: Diferentes Metodologias Aplicadas ao Conjunto de Variáveis do Banco de Portugal

	Indicador BoP	Metodologia INE	Metodologia Tradicional
Indicador do Banco de Portugal	100%	93%	58%
Indicador da DGEP	84%	85%	64%
Indicador do INE	71%	58%	72%
Metodologia Tradicional	83%	82%	45%
Indicador do Banco de Portugal	100%		
Metodologia INE	93%	100%	
Metodologia Tradicional	58%	56%	100%

Tabela 5.3: Coeficientes de Correlação - Variáveis do Banco de Portugal

[8]Note-se que neste Quadro 5.3 (bem como no Quadro 5.4 a seguir apresentado), o primeiro painel indica as correlações dos indicadores simulados com os indicadores originais, enquanto que o segundo painel indica as correlações cruzadas entre os indicadores simulados.

No que diz respeito à simulação efectuada com a metodologia tradicional, a perda de correlação é por demais evidente (58%), sendo também visível a sua grande volatilidade, em virtude de esta metodologia não proceder a nenhum tipo de alisamento das séries utilizadas na construção do indicador compósito.

No caso das variáveis utilizadas pela DGEP, a situação é um pouco diferente da anteriormente descrita. Na Figura 5.4 é notória a extrema coincidência entre o indicador da DGEP e o indicador simulado com as variáveis da DGEP, fazendo uso do método INE. Isso mesmo é confirmado pelo elevado coeficiente de correlação, a rondar os 98%. Por este motivo não será descabido dizer-se que existe uma quase perfeita equivalência entre a metodologia da DGEP e do INE, pelo menos em relação ao conjunto de variáveis utilizado pela DGEP na construção do seu indicador compósito. Daqui se pode concluir que as diferenças existentes entre os indicadores da DGEP e do INE se devem primordialmente a efeitos de utilização de diferentes variáveis.

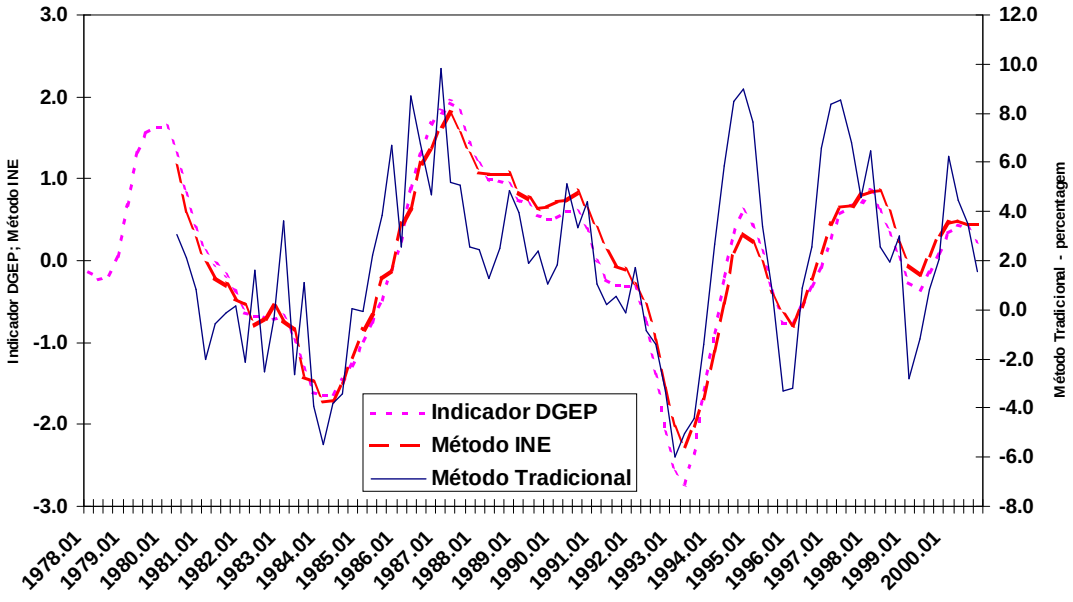

Figura 5.4: Diferentes Metodologias Aplicadas ao Conjunto de Variáveis da DGEP

À semelhança do que vimos para as variáveis do Banco de Portugal, também a simulação efectuada com as variáveis da DGEP, aplicando a metodologia tradicional, produziu resultados consideravelmente diferentes, embora conseguindo uma correlação bastante superior à que então tinha sido obtida (74%).

	Indicador DGEP	Metodologia INE	Metodologia Tradicional
Indicador do Banco de Portugal	84%	87%	61%
Indicador da DGEP	100%	98%	74%
Indicador do INE	93%	85%	81%
Metodologia Tradicional	72%	77%	53%
Indicador da DGEP	100%		
Metodologia INE	98%	100%	
Metodologia Tradicional	74%	71%	100%

Tabela 5.4: Coeficientes de Correlação - Variáveis da DGEP

Dadas as restrições que mencionámos no início desta secção no que diz respeito à simulação de indicadores utilizando as variáveis do INE, as conclusões retiradas a partir deste conjunto de variáveis não são muito interessantes. Na verdade, vimos já que os resultados da aplicação da metodologia tradicional, pela sua grande volatilidade, não são facilmente comparáveis com as outras metodologias em análise. Deste modo, tendo apenas como ponto de comparação esta metodologia, não será possível retirar conclusões muito refinadas. De qualquer das formas, a correlação entre o indicador simulado (com a metodologia tradicional) e o indicador original do INE é de 73%. Não sendo um valor particularmente elevado, indicia que, em termos médios, os dois indicadores não se afastam muito.

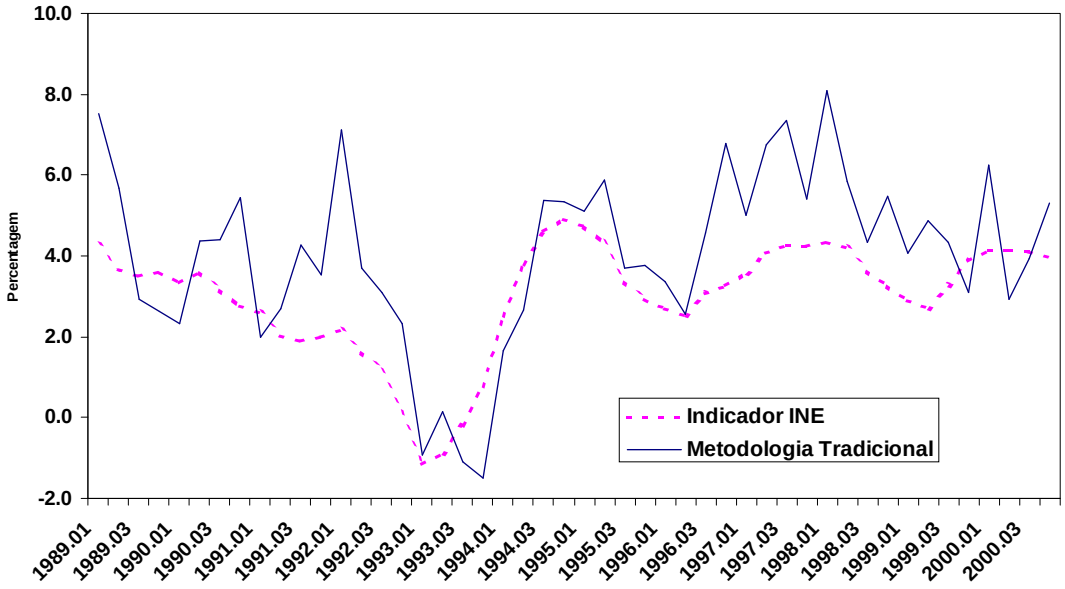

Figura 5.5: Diferentes Metodologias Aplicadas ao Conjunto de Variáveis do INE

	Indicador INE	Metodologia Tradicional
Indicador do Banco de Portugal	71%	79%
Indicador da DGEP	93%	74%
Indicador do INE	100%	73%
Metodologia Tradicional	58%	72%

Tabela 5.5: Coeficientes de Correlação - Variáveis do INE

Do exposto nos dois pontos anteriores podemos concluir que o 'efeito variáveis' se sobrepõe ao 'efeito metodologia', contribuindo para a maior percentagem das discrepâncias nos resultados obtidos ao nível dos indicadores compósitos. Fica assim claro que a escolha das variáveis é um passo crucial no processo de construção de um indicador compósito. No entanto, a forma como o tratamento e ponderação da informação são efectuados também não podem ser descurados. Em concreto, vimos que para o conjunto de variáveis utilizadas pelo Banco de Portugal, a questão da metodologia não era tão neutra como acontecia com o conjunto de variáveis da DGEP, evidenciando a contribuição do 'efeito metodologia' para as discrepâncias encontradas ao nível dos indicadores compósitos originais.

5.2.3 Capacidade de Seguimento do Ciclo Económico

Neste ponto vamos avaliar os indicadores à luz da capacidade destes no seguimento do ciclo económico. Para isso vamos analisar aquela que é, usualmente, a variável de referência: o PIB. Vemos claramente na Figura 5.3 aquilo que anteriormente tínhamos apontado: a não consistência entre as várias medidas de avaliação da componente cíclica do PIB[9]. Consequentemente, torna-se mais complicado o trabalho de avaliação dos indicadores apresentados, uma vez que não existe um *benchmark* concreto e bem definido.

[9]Note-se que a série do PIB português foi previamente estendida por previsões ARIMA, de modo a que a aplicação do filtro BK pudesse produzir resultados para o período mais recente; da mesma forma, a aplicação do filtro HP foi também efectuada sobre essa série estendida de PIB, correspondendo ao filtro HPA visto no ponto 2.2.2 deste trabalho.

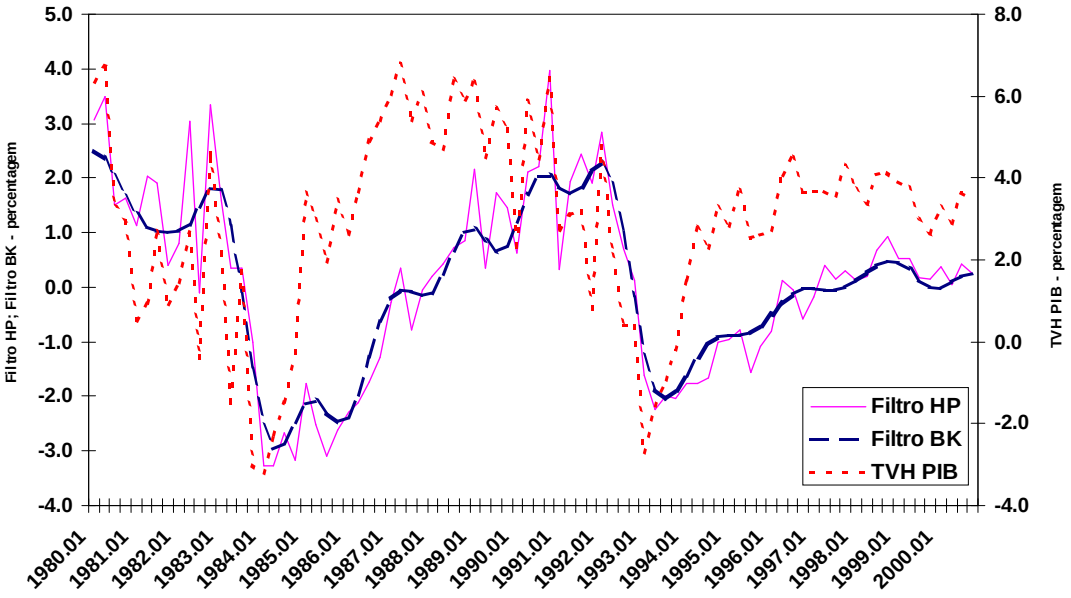

Figura 5.6: Componente Cíclica do PIB - Principais Métodos

Da observação das figuras até aqui apresentadas, já ficou clara a reduzida consistência dos indicadores coincidentes com a componente cíclica do PIB, vista por qualquer dos métodos de decomposição analisados. Apesar de não podermos aceitar grandes e continuados desvios, o que é certo é que a realidade que os indicadores pretendem descrever não é exactamente aquela que é veiculada pelo PIB, uma variável contabilística. Visto na acepção de Burns e Mitchell, o ciclo consiste em expansões, seguidas de recessões, que ocorrem sensivelmente ao mesmo tempo na generalidade das actividades económicas. Por esta razão, choques localizados em determinados sectores da economia, que afectam o PIB, não se refletem necessariamente no 'estado da economia'. O exemplo clássico são os choques que ocorrem no sector agrícola, com causas relativamente concentradas e identificadas (factores climatéricos, essencialmente), que afectam o PIB, mas não o ciclo económico. No entanto, se virmos o ciclo na acepção de Lucas, então este será exactamente a componente cíclica do PIB, vista como desvios em relação à tendência. Neste caso, o discutível será o método de obtenção dessa tendência.

Foi ainda calculado um indicador médio com base nos quatro indicadores em análise nesta fase, tão válido quanto qualquer um dos outros: não havendo uma forma clara e única de testar qual o melhor indicador, é sensato tentar-se implementar um

indicador médio[10], que atenue os picos mais exagerados e que acentue o ciclo médio, veiculado pelo conjunto dos indicadores considerados.

	TVHPIB	PIB_HP	PIB_BK	Indicador Médio
Indicador do Banco de Portugal	74%	44%	56%	95%
Indicador da DGEP	83%	35%	36%	94%
Indicador do INE	72%	15%	14%	89%
Metodologia Tradicional	75%	65%	64%	88%

Tabela 5.6: Coeficientes de Correlação - Indicadores e Medidas de Ciclo

Os resultados desses cálculos constam do Quadro 5.6. Talvez de forma surpreendente, a metodologia tradicional produz resultados com elevadas correlações com o PIB filtrado (quer com o filtro HP, quer com o filtro BK). Este indicador, ao contrário dos outros, não é feito com as TVH das variáveis cíclicas, pelo que acaba por conseguir ter a melhor aproximação aos resultados dos métodos de extracção da componente cíclica do PIB. Na verdade, este indicador coincidente, apesar dos elevados picos, oscila em torno da TVH do PIB. Não surpreende a elevada correlação do indicador da DGEP com a TVHPIB, visto que esta é uma das variáveis que o compõe.

Em relação ao indicador obtido como a média dos quatro indicadores aqui analisados, vemos que são os indicadores do Banco de Portugal e da DGEP que possuem maior correlação com este 'ciclo médio'. Estes dois indicadores mostram-se, assim, como os indicadores mais centrais de entre os quatro analisados. Conjugando esta análise com a que efectuámos anteriormente, poderíamos eleger o indicador da DGEP como preferível. Mas tal não deriva tanto da metodologia em si, mas mais do tipo de informação que este indicador compósito contém, permitindo-lhe ser o indicador mais estável, mais robusto e mais central. Tínhamos já visto que a metodologia do INE, aplicada ao conjunto de variáveis da DGEP, permitia simular bastante bem este último. Mas as certezas que podemos ter a este respeito não são muitas. Mesmo o indicador obtido por aplicação da metodologia tradicional produz resultados aceitáveis, em média, apesar da sua grande volatilidade. Fazendo um alisamento deste indicador, mesmo que apenas visualmente, vemos que este segue bastante bem o PIB, visto em

[10]Sendo uma média não ponderada, uma vez que não é possível hierarquizar os indicadores com base em critérios científicos.

qualquer das suas formas filtradas.

As disparidades de resultados e a pouca consistência com as medidas alternativas de ciclo podem ter uma explicação adicional: actualmente é muito comum fazer-se uso da TVH das séries económicas com o intuito de as tornar estacionárias e assim expurgá-las da sua componente de longo prazo. Aliás, isso mesmo é efectuado pela maioria das metodologias de construção de indicadores compósitos aqui analisadas. No entanto, componente cíclica de uma variável (como o PIB) e a sua TVH são dois conceitos distintos. Na figura atrás apresentada são visualmente claras essas diferenças conceptuais. Na verdade, apenas em situações muito particulares, e dificilmente verificáveis, de comportamento da série e da sua tendência é que TVH e componente cíclica poderão ser similares. A TVH é um simples conceito matemático que traduz o crescimento de uma série contabilística, face a ela própria; o conceito de componente cíclica de uma série pressupõe a definição de uma tendência e dos desvios face a essa tendência.

Deste modo, não são de espantar as diferenças que a figura revela. Nos períodos de crescimento estável, os resultados dos três métodos apresentados são relativamente semelhantes, situação visível, por exemplo, a partir de 1998. As grandes discrepâncias geram-se nos momentos pós-crise, em plena fase de recuperação económica. Nestas fases, em que o produto está já a crescer, a componente cíclica do PIB pode ainda mostrar uma evolução negativa durante mais algum tempo, evidenciando um comportamento efectivo abaixo do crescimento potencial. Esta é a visão de ciclo de Lucas. Enquanto que a variável TVHPIB mostra uma recuperação rápida, o mesmo não acontece com as variáveis PIB filtradas. Essa situação está directamente ligada ao facto de a tendência ser, no caso português, estocástica[11]. Deste modo, os *turning points* originam uma deslocação da própria tendência. Estas mudanças estruturais não são, nem têm que ser, captadas pela TVH do PIB, o que implica uma sobre-estimação da componente cíclica em fases de recuperação económica.

[11]Na Figura B.9 em apêndice mostram-se a tendência do PIB português, obtida via filtro HP, bem como a sua TVH. São notórias as flutuações existentes da própria tendência, o que evidencia o diferente comportamento desta em fases de expansão e de recessão.

Parece haver, pelo atrás exposto, alguma confusão de conceitos na utilização dos indicadores compósitos. Vimos no capítulo 3 que as metodologias de construção destes indicadores fazem uso de séries estacionárias. No entanto, a grande maioria das séries económicas, excepto aquelas provenientes dos inquéritos de opinião, são integradas de primeira ordem; consequentemente, é necessário tornar estacionárias essas séries. Nos exemplos expostos e simulados anteriormente, essa estacionaridade era atingida pelo uso das TVH das séries em causa. Ou seja, apesar de estarmos preocupados em construir indicadores (compósitos) de ciclo que, necessariamente, estarão ligados às componentes cíclicas das séries económicas, acabamos por não fazer uso dessas componentes cíclicas. Ao usar a TVH não estaremos verdadeiramente a construir um indicador compósito de ciclo.

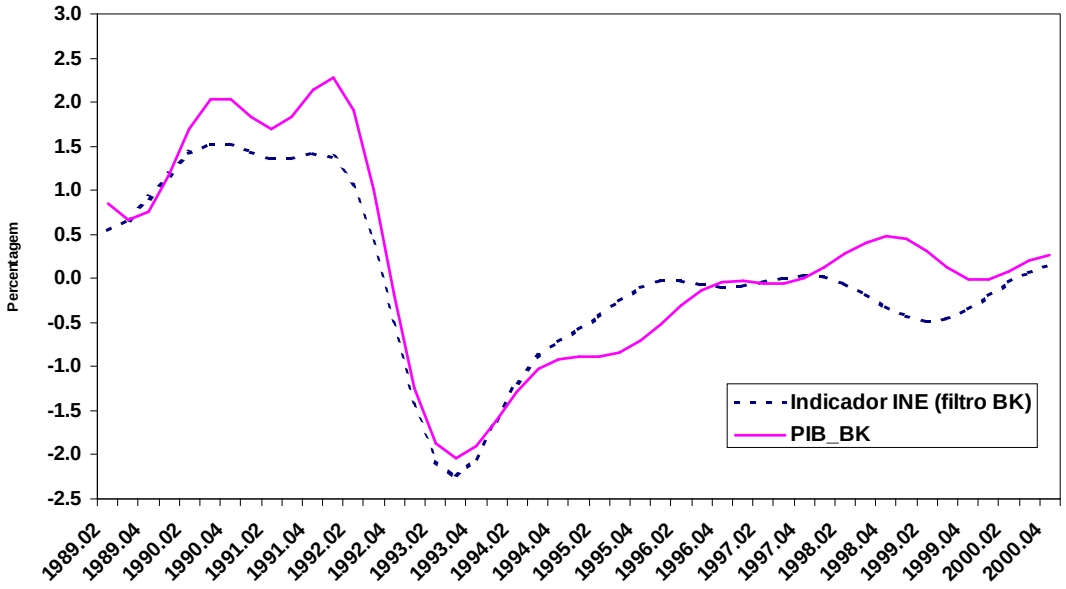

Figura 5.7: Indicador INE e Componente Cíclica do PIB - Filtro BK

Para testar esta ideia foram construídos dois indicadores compósitos alternativos, recorrendo à metodologia de análise factorial clássica. Este método foi então aplicado ao conjunto de variáveis do INE, mas para tornar estacionárias as séries foram utilizados o filtro HP e o filtro BK, em detrimento do cálculo das TVH. Os resultados são os esperados e bem visíveis, quer na Figura 5.7, quer no Quadro 5.7: a aproximação do indicador construído com as séries filtradas à componente cíclica do PIB é con-

siderável. As correlações rondam os 90%, sendo que para o caso do filtro BK atinge mesmo os 95%.

	TVHPIB	PIB_HP	PIB_BK
Variáveis INE HP filtradas	63%	88%	93%
Variáveis INE BK filtradas	53%	88%	95%

Tabela 5.7: Coeficientes de Correlação - Indicadores Alternativos e Medidas de Ciclo

Apesar desta grande aproximação aos resultados dos métodos de extracção da componente cíclica do PIB, persistem ainda alguns problemas e outros foram criados. Como é visível no gráfico anteriormente apresentado, existem algumas inconsistências na determinação dos *turning points*. Embora os pontos máximos e mínimos (*troughs* e *peaks* como são habitualmente designados) sejam claramente identificados, existem pontos de inflexão intermédios cuja identificação não é clara. Por exemplo, embora a recessão de 1993 seja clara e precisamente (3^o trimestre de 1993) identificada pelo indicador do INE construído da forma acima apresentada, a evolução da economia no período subsequente não é clara. Enquanto que o indicador evolui positivamente até 1995 e estabiliza no período subsequente, a componente cíclica do PIB mostra uma evolução positiva até ao 4^o trimestre de 1998, desacelerando ligeiramente após esse momento.

Os problemas adicionais criados pelo uso deste procedimento dizem respeito à própria aplicação do filtro BK. Para que seja possível obter resultados até ao período actual, é imperativo utilizar-se a modelização ARIMA para obter uma previsão da série e, deste modo, aplicar o filtro BK[12]. Consequentemente, existirão revisões, possivelmente significativas, nos últimos valores do indicador. No entanto, o mesmo acontece quando aplicamos o filtro BK à série de PIB. Por este motivo, os resultados para os últimos trimestres devem ser olhados com algum cuidado. É também por este motivo que o interesse de um indicador assim construído, é algo limitado, embora seja conceptualmente mais robusto e coerente.

[12]Relembre-se que este método, pela média móvel que aplica, perde 12 observações nos extremos da série em análise.

Capítulo 6

Conclusões

Os indicadores compósitos de actividade económica são hoje uma forma simples e rapidamente implementável de obter uma indicação sobre a evolução actual e futura das economias no curto prazo. Em particular, os indicadores compósitos coincidentes são vulgarmente utilizados por diversas entidades que efectuam estudos de conjuntura, por forma a obter uma indicação da evolução cíclica da economia enquanto a medida global de avaliação económica, o PIB, não está ainda disponível.

As metodologias de construção de indicadores compósitos evoluíram muito desde as primeiras investigações, que se tratavam de métodos puramente empíricos. Em finais da década de 80 e inícios da década de 90, os trabalhos de Stock e Watson deram uma nova dimensão ao processo de construção de indicadores compósitos, conferindo-lhes uma racionalidade estatística e uma formalização matemática robusta.

Na análise das metodologias e dos resultados efectuada nos capítulos anteriores, não nos foi possível hierarquizar claramente os diversos indicadores compósitos. Podem ser apontadas lacunas, quer de informação, quer da própria metodologia, a qualquer um dos indicadores analisados.

O indicador do Banco de Portugal, por exemplo, demasiado assente em variáveis dos inquéritos de opinião, está sujeito a um género de 'espiral de pessimismo', de tal modo que evidencia um significativo desacelerar da economia a partir de 1998. Esta situação tem tendência para acontecer em momentos de desaceleração do crescimento, principalmente se existirem prenúncios de crise ou estagnação: as variáveis qualitati-

vas, frutos da percepção e expectativa dos empresários, reagem cedo e, muitas vezes, de forma acentuada, aos movimentos da economia.

O indicador do INE, por outro lado, parte de uma metodologia que é ainda hoje bastante utilizada, mas que tem também os seus problemas, principalmente ao nível da interpretação do factor comum. No entanto, os maiores problemas decorrem das variáveis incluídas no indicador compósito: uma só variável, IPICL, tem uma ponderação de 60%, levando a que o andamento do indicador seja similar ao desta variável. Adicionalmente, é muito discutível o valor desta variável no seguimento do ciclo económico português: sendo uma *proxy* da procura externa dirigida à indústria, ter um peso de cerca de 60% no indicador de actividade é exagerado, dada a preponderância do sector dos serviços na economia nacional.

No que diz respeito ao indicador da DGEP, este parece ser o mais robusto, fruto da informação nele contida. A metodologia é bastante equivalente à metodologia do INE (numa análise condicionada ao conjunto de variáveis considerado), mas a informação que os compõe difere de forma substancial. Deste modo, parece-nos que a considerável semelhança entre os dois indicadores é mais resultado do acaso e da coincidência do que de qualquer outro factor, até pelas fragilidades apontadas ao indicador do INE.

Quanto ao indicador obtido através da metodologia que designámos 'tradicional', foi possível concluir pela dificuldade da sua utilização para efeitos de análise de curto prazo. Esta situação resulta da excessiva simplicidade da metodologia, que origina um indicador demasiado volátil, uma vez que transpõe para o indicador compósito grande parte da irregularidade dos indicadores cíclicos que o compõem. Também concluímos pela inadequação do indicador obtido por implementação da metodologia da análise factorial dinâmica, por razões bem diversas. Trata-se de uma metodologia adequada para construir indicadores compósitos de áreas económicas (como a área euro, por exemplo), dando grande importância não apenas às interacções que se geram dentro de cada país, mas também às interacções entre os países. Está, assim, particularmente habilitada para estudos comportamentais e comparativos das economias e não tanto para o seguimento da conjuntura económica.

Foram efectuadas diversas simulações, o que nos permitiu retirar uma importante

conclusão: as maiores disparidades observadas entre os indicadores decorrem principalmente da utilização de diferentes variáveis e não tanto do uso de metodologias diversas. Este facto vem confirmar o que já havia sido avançado: o processo de escolha de variáveis é, provavelmente, o passo mais importante na construção de um indicador compósito. No entanto, é também a fase menos objectiva do processo, assentando significativamente na experiência do analista, em conjunto com análises de correlações entre variáveis, entre as componentes cíclicas das variáveis e a componente cíclica do PIB, etc.

A este propósito, convém referir uma fraqueza adicional comum às três principais metodologias analisadas: a não inclusão de indicadores de comércio externo. Numa economia pequena e aberta ao exterior como a nossa, seria importante incluir no indicador compósito variáveis de exportações e importações (deflacionadas, naturalmente), de modo a refletir o andamento da componente externa. O grande problema neste domínio tem a ver com a tardia disponibilização de tais indicadores.

Sendo o processo de escolha de variáveis, fulcral, como vimos, não pode deixar de ser assinalada a importância da forma como essa informação é ponderada. As metodologias, em termos simplistas, diferem entre si na forma de tratamento da informação de base e na ponderação que atribuem a cada uma das variáveis incluídas no indicador compósito. O que acontece com estes indicadores compósitos é que os pesos são determinados por critérios estatísticos e não por critérios económicos. Deste modo, os ponderadores assim encontrados podem-se afastar, e afastam-se de facto, dos pesos implícitos nas Contas Nacionais. A consequência desta situação é poder haver uma qualquer variável que tenha um peso muito elevado no indicador compósito, mas que represente uma parte reduzida no universo das Contas Nacionais. O resultado ao nível do indicador compósito será, assim, enganador.

Adicionalmente ao problema de comparação de metodologias e determinação das melhores variáveis a incluir no indicador compósito, a questão da avaliação dos indicadores compósitos como instrumentos de acompanhamento da conjuntura económica encontra um outro entrave: como definir e como medir o ciclo económico? Estas questões ainda hoje levantam polémica e quaisquer respostas são sempre questionáveis.

Recentemente, Diebold e Rudebusch [2001] relembraram cinco questões sobre ciclos económicos, para as quais não avançam respostas definitivas: 1) os ciclos económicos ter-se-ão moderado recentemente?; 2) as expansões (ou recessões) morrem de velhice?; 3) quais são as características que definem o ciclo económico?; 4) como pode o crescimento de longo prazo ser distinguido das flutuações cíclicas?; 5) como podem os ciclos económicos ser previstos?

Quanto às duas primeiras questões, não é possível responder exemplificando com o caso português. Estas dizem respeito à mudança do comportamento das economias nas eras pré e pós-guerra, essencialmente. A ausência de uma série longa de Contas Nacionais Portuguesas não permite tais estudos. No que diz respeito ao problema da previsão dos ciclos económicos, este não foi por nós abordado. Ao invés, as duas outras questões foram amplamente discutidas. Diversas características definem os ciclos económicos, sendo o co-movimento das séries económicas um elemento fulcral. Esta característica fundamental baseava a definição de ciclo económico defendida por Burns e Mitchell [1946]. Outra característica importante dos ciclos económicos é o seu carácter recorrente, mas não periódico.

O PIB é geralmente a medida de actividade económica utilizada em todas as análises. No entanto, nos estudos sobre flutuações económicas, apenas estamos interessados na componente cíclica do PIB, definição de ciclo económico na acepção de Lucas [1977]: desvios face a uma tendência de uma série de produto. Por outro lado, sendo o ciclo económico visto na acepção de Burns e Mitchell, a ideia do co-movimento das séries económicas, que define o 'estado da economia', obriga a que se faça uma distinção clara entre PIB e ciclo (ou 'estado da economia'). O primeiro, tratando-se de uma variável contabilística, está sujeito a todo o tipo de choques que afectem qualquer sector da economia; o segundo, pelo contrário, apenas estará sujeito a choques que ocorram sensivelmente ao mesmo tempo, na generalidade dos sectores da economia, pelo que estará refletido na maioria dos indicadores económicos de curto prazo. Note-se que as duas definições de ciclo não se excluem completamente: a definição de ciclo de Burns e Mitchell chama a atenção para a necessidade de se olhar para o co-movimento de um conjunto alargado de variáveis, outras que não apenas o PIB, enquanto que Lucas

operacionaliza e torna mais objectiva a determinação do ciclo económico. Sendo o PIB uma estatística de síntese, terá concentrado em si, em teoria, os movimentos da grande maioria das variáveis económicas. A grande questão será, então, como separar a componente cíclica, da componente de longo prazo?

Vimos neste trabalho os principais métodos de separação da componente cíclica, desde os mais simplistas métodos estatísticos, até aos mais complexos modelos macroeconométricos, que muito apelo fazem da teoria económica. Através da aplicação de alguns desses métodos ao caso português, vimos que a tarefa de identificação do ciclo não está minimamente facilitada. Os métodos de decomposição são muitos; as componentes cíclicas assim obtidas também. Diebold e Rudebusch sintetizam brilhantemente este problema: "What can we conclude then about the nature of trend and cycle decompositions? As a blanket statistical statement, painfully little." (Diebold e Rudebusch [2001], página 9).

A dificuldade em identificar o ciclo económico vem criar ainda mais problemas ao processo de obtenção de um indicador compósito. A comparação das metodologias e dos resultados obtidos torna-se mais complicada na falta de uma medida base para o ciclo económico. As diversas metodologias existentes para identificação do ciclo, bem como os diversos resultados por estas produzidos, deixam um enorme espaço de desconhecimento e incerteza. Por este motivo, não nos foi possível hierarquizar as metodologias de construção de indicadores compósitos, embora tenham sido claramente apontados pontos fortes e fracos em todas elas.

Importa realçar um ponto comum à maioria dos indicadores analisados e que nos parece ser fonte de alguns problemas. Uma característica partilhada pelas três principais metodologias diz respeito à necessidade destas trabalharem apenas com séries estacionárias. Dado que a grande maioria das séries económicas são integradas de 1^a ordem, é comum utilizarem-se as TVH dessas séries. No entanto, trata-se de uma simplificação: apesar de o objectivo ser o de construir um indicador (compósito) de ciclo, usamos as TVH das séries e não as suas componentes cíclicas. Como vimos no capítulo anterior, uma e outra não são a mesma coisa. Existe uma marcada diferença

entre os dois conceitos, situação particularmente grave em presença de tendências estocásticas, como aliás parece ser o caso da economia portuguesa. Do mesmo modo, o andamento da TVH do PIB não é o andamento do ciclo económico. Ficou clara a distinção entre PIB e ciclo económico; a TVH é apenas o crescimento de uma série face a ela própria, nada tendo que ver com um conceito muito mais abrangente como é o de ciclo económico. É por esta razão que as comparações que habitualmente se fazem entre os indicadores compósitos de ciclo e a TVH do PIB são erradas. Se queremos construir indicadores de previsão da TVH do PIB, existem outras metodologias mais adequadas para tal objectivo, embora a previsão de uma medida tão global como o PIB seja uma tarefa necessariamente complicada. Se, pelo contrário, queremos construir verdadeiros indicadores de ciclo, não devemos ficar demasiado surpreendidos com as diferenças encontradas face à evolução do PIB.

Idealmente, deveria existir em Portugal um sistema de acompanhamento da conjuntura como existe nos Estados Unidos. Nesse país existe uma entidade, o NBER, que leva a cabo uma completa e rigorosa datação dos pontos de viragem na economia norte-americana. Esta datação é efectuada a partir da leitura de um vasto lote de indicadores cíclicos, entre eles o PIB, o que vem ao encontro da ideia de ciclo económico como co-movimento entre a generalidade dos indicadores económicos. Vem também ao encontro da ideia de não olharmos para o ciclo simplesmente como o andamento do PIB. No mínimo, devemos olhar para o ciclo como o andamento da componente cíclica do PIB, assumindo que toda a informação de curto prazo se encontra sintetizada no produto.

Num sistema imperfeito como o português, qual o papel dos indicadores compósitos de actividade no acompanhamento da conjuntura económica? Apesar dos problemas apontados, das imperfeições e simplificações que envolvem a construção de indicadores compósitos, estes não deixam de ter um importante papel na leitura económica de curto prazo, em virtude da facilidade e rapidez de cálculo. No entanto, a sua utilização acarreta alguns perigos, em duas vertentes principais. Em primeiro lugar, a sua grande visibilidade pode sobre-estimar a capacidade que estes têm em dar correctas leituras das flutuações cíclicas das economias. Devemos ter presente que

estes indicadores compósitos sintetizam uma pequena parte da informação de curto prazo habitualmente disponível. Concerteza não será por acaso que os 'pais' das ideias que hoje baseiam a construção de indicadores compósitos, Arthur F. Burns e Wesley C. Mitchell, sempre se tenham oposto à construção de tais indicadores, considerando que o ciclo económico, pela sua complexidade e multiplicidade de efeitos, não pode ser revelado por um conjunto restrito de indicadores. Em segundo lugar, existe o risco latente de utilizadores menos informados compararem as evoluções dos indicadores compósitos com outras medidas de actividade económica que, conceptualmente, nada têm que ver com os primeiros.

Os indicadores compósitos de actividade continuarão a desempenhar um importante papel na leitura da conjuntura económica, num primeiro momento. Contudo, não são, de maneira nenhuma, a melhor medida do ciclo económico. Mostra-se também necessário que haja alguma informação veiculada sobre a natureza destes indicadores, a realidade que eles pretendem descrever, bem como as suas fraquezas e virtudes.

Não defendemos o puro e simples abandono deste tipo de indicadores compósitos. Como já foi dito, têm como principal virtude a sintetização, num único índice, da informação contida num conjunto (reduzido, é certo) de indicadores de curto prazo. Defendemos, isso sim, a sua cuidadosa utilização, tendo sempre bem presente o fim para o qual foram desenvolvidos.

Apêndice A

O Estimador da Análise Factorial Dinâmica

Nesta secção vamos ver como estimar χ_{nt} e a sua densidade espectral. Vamos aqui adoptar a notação das equações (3.37) e (3.38). Vimos anteriormente como χ_{jt} é consistente quando n e T tendem para infinito. Trivial é o resultado de consistência do estimador para γ_{jnt}, quando T tende para infinito.

O procedimento de estimação pode ser dividido em três etapas. Em primeiro lugar, estima-se a matriz de densidade espectral $\Sigma(\theta)$ de $\mathbf{x}_{nt}$ para várias frequências, usando a janela espectral de Bartlett[1], de dimensão $M = M(T)$. Seja $\mathbf{\Gamma}_k^T$ a matriz de covariância amostral de $\mathbf{x}_{nt}$ e $\mathbf{x}_{nt-k}$. Defina-se então a transformação discreta de Fourier, com $2M+1$ pontos, da sequência truncada *two-sided* $\mathbf{\Gamma}_{-M}^T, ..., \mathbf{\Gamma}_0^T, ..., \mathbf{\Gamma}_M^T$, com $\mathbf{\Gamma}_{-k} = \mathbf{\Gamma}_k^{'}$. Ou seja, construímos:

$$\mathbf{\Sigma}_n^T(\theta_s) = \sum_{k=-M}^{M} \mathbf{\Gamma}_k^T \omega_k e^{-ik\theta_S} \tag{A.1}$$

onde $\theta_s = 2\pi s/(2M+1)$, $s = 0, ..., 2M$ e $\omega_k = 1 - |k|/(M+1)$ são os pesos da janela espectral de Bartlett de dimensão M (muitas vezes denotado por $\lambda(k)$, como em Müller [1996], por exemplo). O estimador para $\mathbf{\Sigma}(\theta_s)$ é consistente desde que $M(T) \to \infty$ e $M(T)/T \to 0$ quando $T \to \infty$. Os autores acabam por escolher $M = 3$.

Em segundo lugar, determinam-se os primeiros q vectores próprios, $\pi_{hn}^T(\theta_s)$, $h = 1, ..., q$ de $\mathbf{\Sigma}_n^T(\theta_s)$, para $s = 0, ..., 2M$. Note-se que para $M = 0$, as componentes

[1] Ver Müller [1996] ou Kendall e Ord [1990].

principais reduzem-se à sua vertente estática: $\pi_{hn}^T(\theta_0)$ é simplesmente o h-ésimo vector próprio da matriz de variância-covariância estimada de $\mathbf{x}_{nt}$. Defina-se a partir dos vectores próprios:

$$\mathbf{\Phi}_n^T(\theta_s) = \tilde{\pi}_{1n}^T(\theta_s)\pi_{1n}^T(\theta_s) + ... + \tilde{\pi}_{qn}^T(\theta_s)\pi_{qn}^T(\theta_s) \tag{A.2}$$

onde $\tilde{\pi}$ denota conjugação e transposição.

Por fim determina-se o estimador da matriz dos filtros $\mathbf{K}_n(L)$, de dimensão $n \times n$, como a transformação discreta inversa de Fourier de $(\mathbf{\Phi}_n^T(\theta_0), ..., \mathbf{\Phi}_n^T(\theta_{2M}))$, ou seja:

$$\mathbf{K}_{kn}^T = \frac{1}{2M+1}\sum_{s=0}^{2M} \mathbf{\Phi}_n^T(\theta_s)e^{ik\theta_s} \tag{A.3}$$

para $k = -M, ..., M$. O estimador do filtro é então dado por:

$$\mathbf{K}_n^T(L) = \sum_{k=-M}^{M} \mathbf{K}_{kn}^T L^k, \tag{A.4}$$

pelo que o estimador das componentes comuns é dado por:

$$\boldsymbol{\chi}_{nt}^T = \mathbf{K}_n^T(L)\mathbf{x}_t. \tag{A.5}$$

Por fim, o estimador da matriz de densidade espectral das componentes comuns vem dado por:

$$\mathbf{\Sigma}_n^{\chi^T}(\theta_s) = \mathbf{\Phi}_n^T(\theta_s)\mathbf{\Sigma}_n^T(\theta_s)\bar{\mathbf{\Phi}}_n^T(\theta_s). \tag{A.6}$$

Apêndice B

Apêndice Estatístico

B.1 Descrição das Variáveis

Expõem-se nesta secção as variáveis utilizadas neste trabalho e respectivas fontes. Note-se que estas são apenas aquelas séries que são de algum modo utilizadas na construção dos indicadores apresentados e que se pensou serem de importância no seguimento da economia no curto prazo. Dada a especificidade e o elevado número de variáveis utilizadas (uma vez que se está a trabalhar com os países da área euro) na aplicação da metodologia da análise factorial dinâmica (ponto 3.5.2), optou-se por apresentar as variáveis desta abordagem separadamente das variáveis utilizadas na aplicação das outras metodologias. Adicionalmente, é também indicada a transformação operada nas variáveis utilizadas no modelo da análise factorial dinâmica. Uma nota técnica ainda para o facto de todas as séries de saldos de respostas extremas, provenientes dos inquéritos de opinião (ou de conjuntura), estarem transformadas em índice, segundo a metodologia descrita em Santos [1986].

B.1.1 Variáveis Comuns

- AUTO - vendas de veículos ligeiros de passageiros (periodicidade: mensal; unidade: número). Fonte: ACAP;

- CELT - consumo de energia eléctrica referido à emissão (periodicidade: mensal; unidade: gwh). Fonte: EDP;
- CIMEN - vendas de cimento para construção (periodicidade: mensal; unidade: toneladas). Fontes: CIMPOR e SECIL;
- COMLIG - vendas de veículos ligeiros de mercadorias (periodicidade: mensal; unidade: número). Fonte: ACAP;
- COMPES - vendas de veículos pesados de mercadorias (periodicidade: mensal; unidade: número). Fonte: ACAP;
- DESEMP - desempregados inscritos ao longo do mês (periodicidade: mensal; unidade: número). Fonte: IEFP;
- DORM - dormidas totais na hotelaria (periodicidade: mensal; unidade: número). Fonte: INE, Turismo;
- EMP - número de empregados, total (periodicidade: trimestral; unidade: número). Fonte: INE, Inquérito ao Emprego;
- GASOL - vendas de gasóleo (periodicidade: mensal; unidade: tonelada). Fontes: PETROGAL, APETRO e DGE;
- GASOLI - vendas de gasolina (periodicidade: mensal; unidade: tonelada). Fontes: PETROGAL, APETRO e DGE;
- ICCGVV - vendas verificadas no comércio por grosso (periodicidade: mensal a partir de Junho de 1994; unidade: saldo de respostas extremas). Fonte: INE, Inquéritos de Conjuntura;
- ICCRVV - vendas verificadas no comércio a retalho (periodicidade: mensal a partir de Junho de 1994; unidade: saldo de respostas extremas). Fonte: INE, Inquéritos de Conjuntura;
- ICITPROD - produção verificada na indústria transformadora (periodicidade: mensal a partir de Junho de 1994; unidade: saldo de respostas extremas). Fonte: INE, Inquéritos de Conjuntura;

- IPI - Índice da Produção Industrial, total da indústria transformadora, corrigido dos dias úteis (periodicidade: mensal; unidade: índice). Fonte: INE;

- IPICL - Índice da Produção Industrial dos países clientes: média dos IPI's para as indústrias transformadoras dos Estados Unidos, Japão, Bélgica, França, Alemanha, Itália, Holanda, Espanha, Suécia e Reino Unido, ponderados pela estrutura das exportações portuguesas por país de destino (periodicidade: mensal; unidade: índice). Fontes: INE, Comércio Externo e OCDE, Hot file;

- IVVCR - índice do volume de vendas no comércio a retalho, total, deflacionado com o IPC dos bens (periodicidade: trimestral; unidade: índice). Fonte: INE, Inquéritos de Conjuntura;

- OFERT - ofertas de emprego ao longo do mês, comunicadas pelas entidades patronais (periodicidade: mensal; unidade: número). Fonte: IEFP;

- PIB - Produto Interno Bruto a preços de mercado, preços constantes de 1995. Série 1995 a 2000 em SEC95, colada para trás com série 1977 a 1998 em SEC79 (periodicidade: trimestral; unidade: milhões de escudos). Fonte: INE, Contas Nacionais Trimestrais;

- PROCGL - produção verificada na indústria transformadora (periodicidade: mensal a partir de Junho de 1994; unidade: saldo de respostas extremas). Fonte: INE, Inquéritos de Conjuntura;

- SALR - índice de salários contratados reais: instrumentos de regulamentação colectiva, deflacionados pelo IPC (periodicidade: mensal; unidade: índice). Fonte: MTS, DCT e INE, IPC;

- TXCOB - taxa de cobertura das exportações face às importações (periodicidade: mensal; unidade: percentagem). Fonte: INE, Comércio Externo;

- VAR - vendas totais de varão para construção (periodicidade: mensal; unidade: tonelada): Fonte: Siderurgia Nacional e INE, Comércio Externo.

B.1.2 Variáveis Utilizadas na Análise Factorial Dinâmica

- CAPUT - capacidade utilizada (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- CARNET - carteira de encomendas da indústria transformadora (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- CONS - consumo privado, preços constantes de 1995, Contas Trimestrais (SEC95); colada com anterior série em SEC79 para os países sem dados retrospectivos em SEC95 (periodicidade: trimestral; unidade: milhões de euros; transformação: dessazonalização; diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- DESEMP - número total de desempregados (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- EMP - número total de empregados (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- ENERT - consumo de energia total (periodicidade: trimestral; unidade: milhares TOE; transformação: dessazonalização; diferenças). Fonte: Eurostat;

- FBCF - Formação Bruta de Capital Fixo, preços constantes de 1995, Contas Trimestrais (SEC95); colada com anterior série em SEC79 para os países sem dados retrospectivos em SEC95 (periodicidade: trimestral; unidade: milhões de euros; transformação: dessazonalização; diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- IPC - Índice de Preços no Consumidor total, harmonizado (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- IPI - Índice de Produção Industrial, total da indústria sem construção (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: dessazonalização; diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- IPPI - Índice de Preços da Produção Industrial, total da indústria sem construção (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: dessazonalização; diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- M1 - agregado monetário M1, valores em fim de período (periodicidade: trimestral; unidade: taxa de variação homóloga; transformação: diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- M2 - agregado monetário M2, valores em fim de período (periodicidade: trimestral; unidade: taxa de variação homóloga; transformação: diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- M3 - agregado monetário M3, valores em fim de período (periodicidade: trimestral; unidade: taxa de variação homóloga; transformação: diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- MRATE - taxa de juro média diária (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- MTH3 - taxa de juro média a três meses (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- PIB - Produto Interno Bruto a preços de mercados, preços constantes de 1995, Contas Trimestrais (SEC95); colada com anterior série em SEC79 para os países sem dados retrospectivos em SEC95 (periodicidade: trimestral; unidade: milhões de euros; transformação: dessazonalização; diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;

- REAL - taxa de juro real; calculada como: $REAL = MRATE - \Delta(\ln IPC)$ (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: diferenças). Fonte: cálculo próprio;

- SHARES - preço das acções, total (periodicidade: trimestral; unidade: índice; transformação: diferenças). Fonte: Eurostat;

- UNMEN - taxa de desemprego - homens (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: dessazonalização; diferenças dos logaritmos). Fonte: Eurostat;
- UNWO - taxa de desemprego - mulheres (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: dessazonalização; diferenças). Fonte: Eurostat;
- UNY - taxa de desemprego - jovens com menos de 25 anos (periodicidade: trimestral; unidade: percentagem; transformação: dessazonalização; diferenças). Fonte: Eurostat.

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	N	-	N	N	-	N	N	-	N	N
CARNET	x	x	x	-	x	x	x	x	x	-
CONS	N	N	N	N	N	N	N	-	N	N
DESEMP	-	-	N	N	-	N	N	N	N	N
EMP	A/x/x	-	A/x/x	A/x/x	-	A/x/x	-	-	A/x/x	A/x/x
ENERT	N	-	N	N	-	N	N	N	N	N
FBCF	N	N	N	N	N	N	N	-	N	N
IPC	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
IPI	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
IPPI	x	x	x	x	x	x	x	x	x	-
M1	-	x	x	x	x	x	-	x	x	x
M2	-	-	-	x	x	x	-	-	-	x
M3	-	x	x	x	x	x	-	-	-	x
MRATE	x	x	-	x	-	x	x	-	-	-
MTH3	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
PIB	N	N	N	N	N	N	N	-	N	N
REAL	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
SHARES	x	x	x	x	-	x	x	x	x	-
UNMEN	-	-	A/A/x	A/A/x	-	A/A/x	A/A/x	A/A/x	A/A/x	A/A/x
UNWO	-	-	x	x	-	x	x	x	x	x
UNY	-	-	A/x/x	A/x/x	-	A/x/x	A/x/x	A/x/x	A/x/x	A/x/x

N - variáveis de núcleo; A - variáveis adicionadas; x - variáveis não utilizadas na estimação final
A/x/x - variável adicionada no modelo 1 / variável não utilizada no modelo 2 / variável não utilizada no modelo 3
A/A/x - variável adicionada no modelo 1 / variável adicionada no modelo 2 / variável não utilizada no modelo 3

Tabela B.1: Variáveis Utilizadas por Países

B.2 Análise Gráfica

Nesta secção fazemos a apresentação gráfica de algumas séries utilizadas neste trabalho[1], havendo a preocupação de analisar algumas séries típicas: não estacionárias, estacionárias e índices. Note-se que todas as variáveis não estacionárias são apresentadas em taxas de variação homóloga (TVH), permitindo, deste modo, expurgar dos efeitos sazonais contidos nas séries. As excepções vão para a Figura B.3, na qual se apresentam as séries filtradas (por intermédio do filtro HP) do PIB e do Emprego, evidenciando a elevada correlação entre ambas e a Figura B.8, na qual se evidencia a grande similaridade entre o indicador do INE e a variável IPICL HP filtrada. As séries estacionárias, essencialmente as séries provenientes dos inquéritos de opinião, são apresentadas na sua forma original (saldos de respostas extremas), isto apesar de serem previamente transformadas em índice para inclusão nos modelos de construção de indicadores coincidentes compósitos.

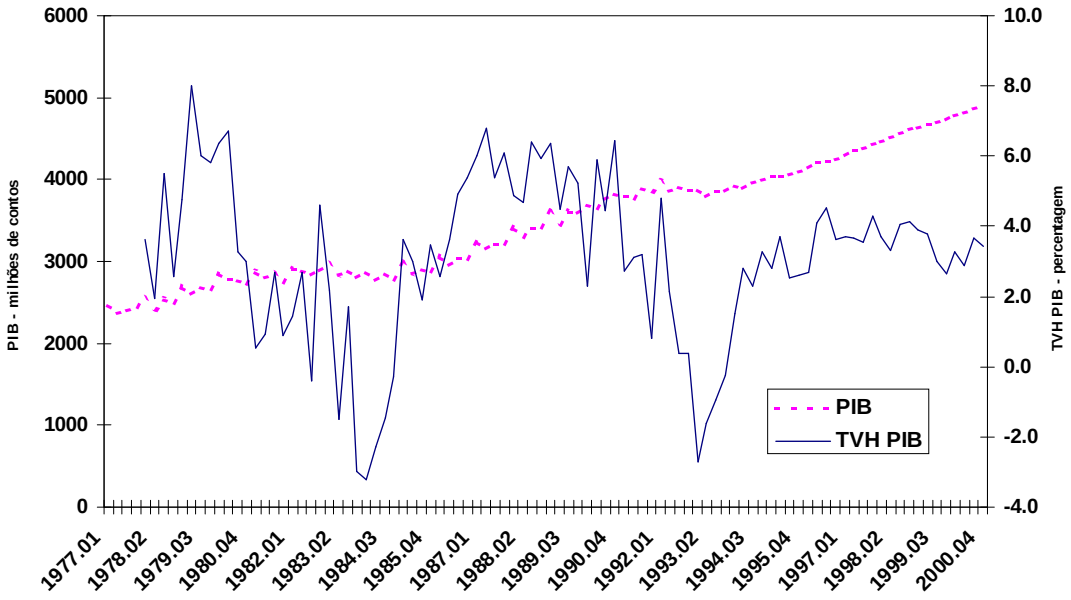

Figura B.1: Produto Interno Bruto e Taxa de Variação Homóloga

[1]Isto porque a apresentação gráfica do universo das variáveis aqui utilizadas seria fastidiosa e sem particular proveito acrescido.

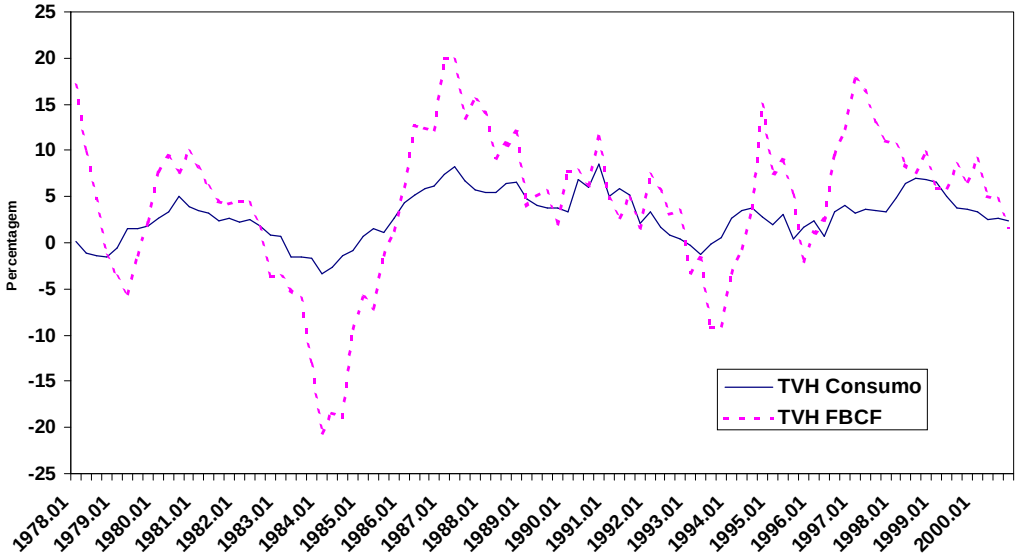

Figura B.2: Consumo e Formação Bruta de Capital Fixo

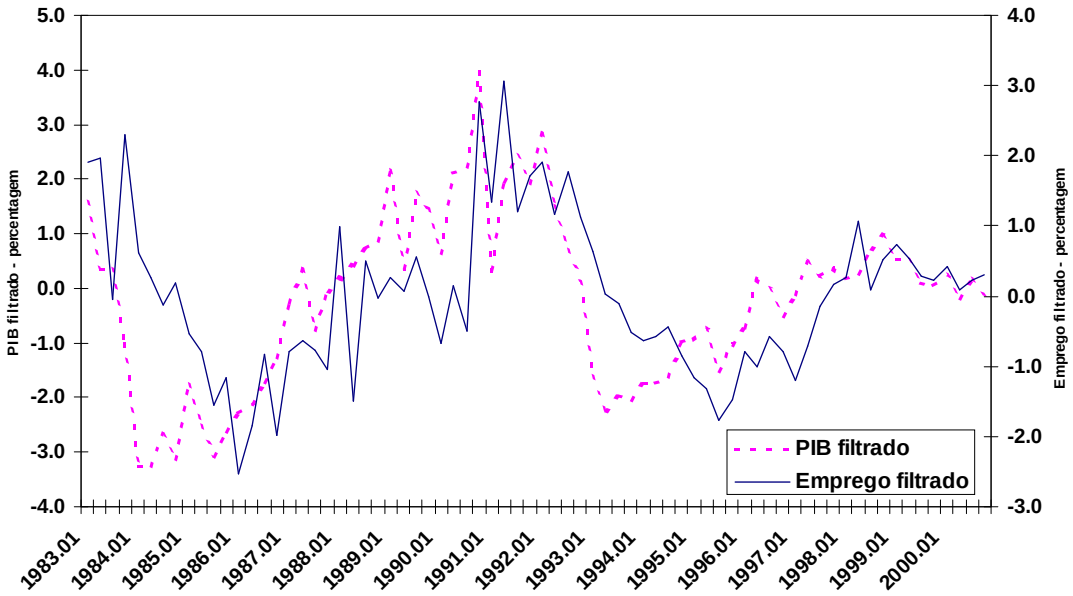

Figura B.3: PIB e Emprego HP Filtrados

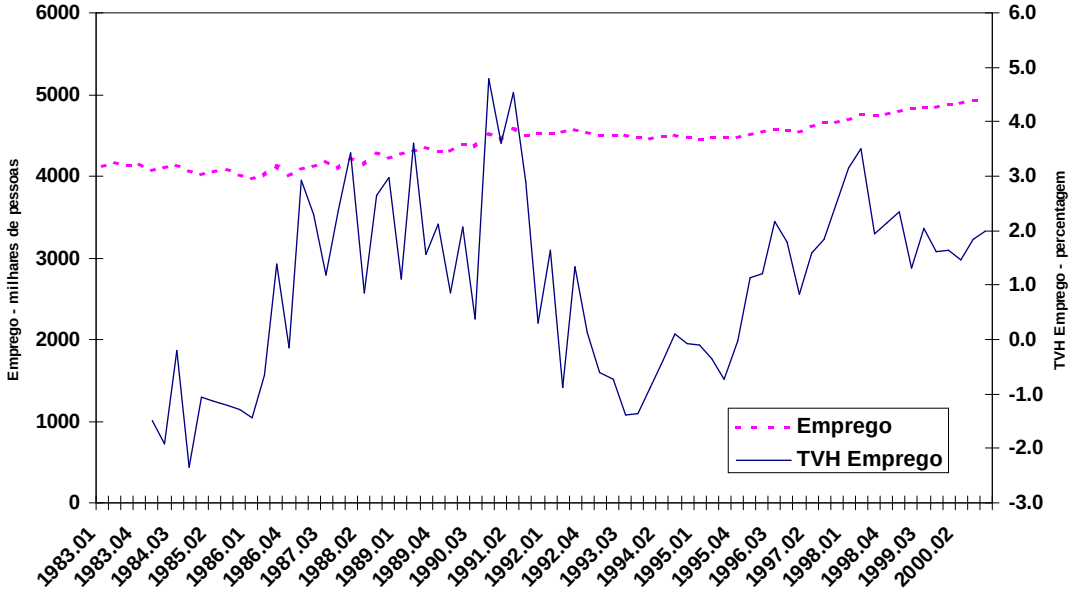

Figura B.4: Emprego Total e Taxa de Variação Homóloga

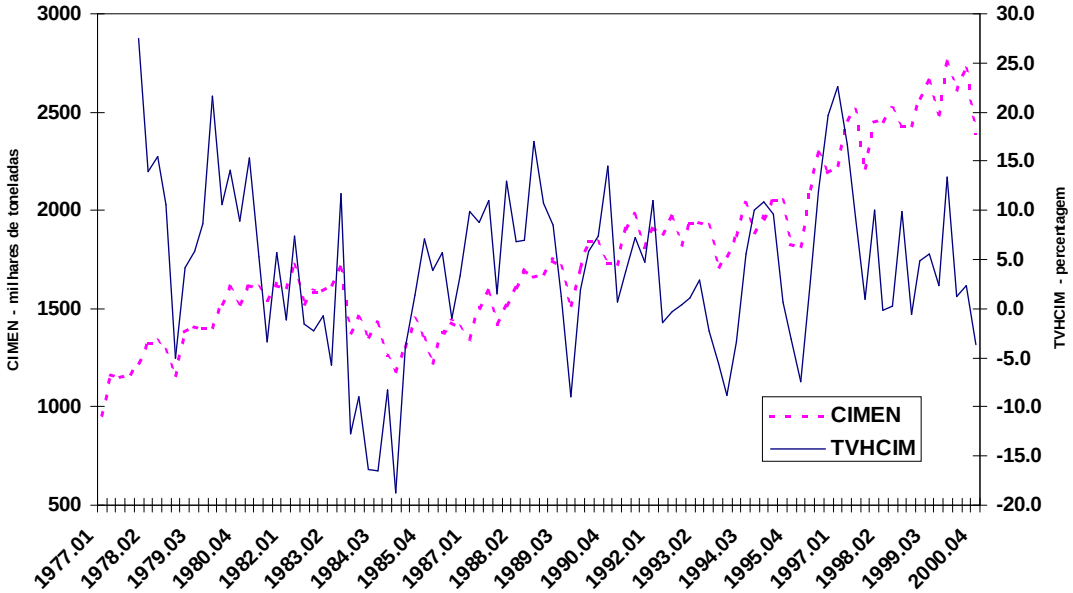

Figura B.5: Vendas de Cimento e Taxa de Variação Homóloga

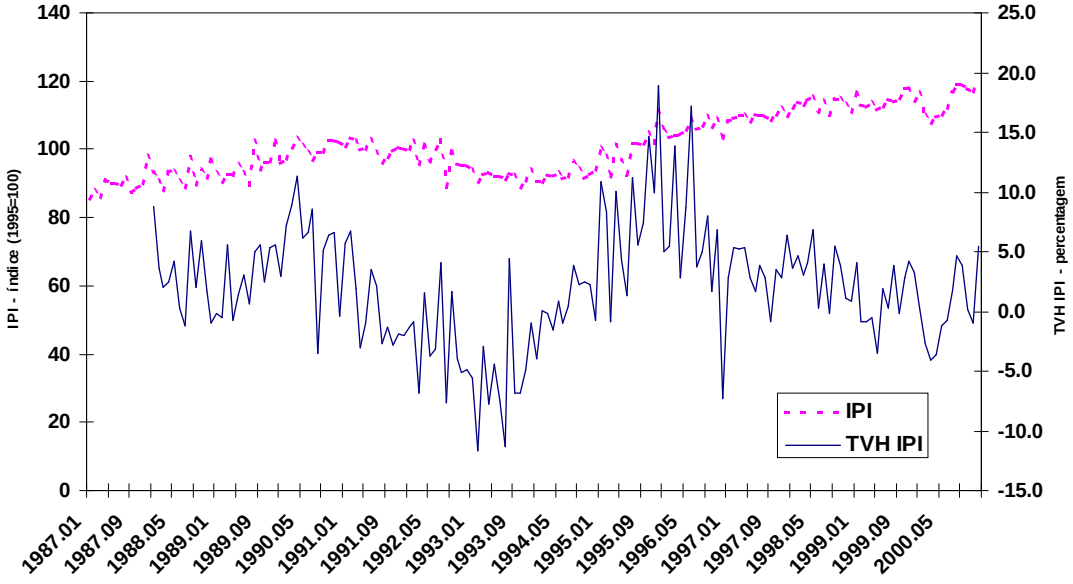

Figura B.6: Índice de Produção Industrial e TVH

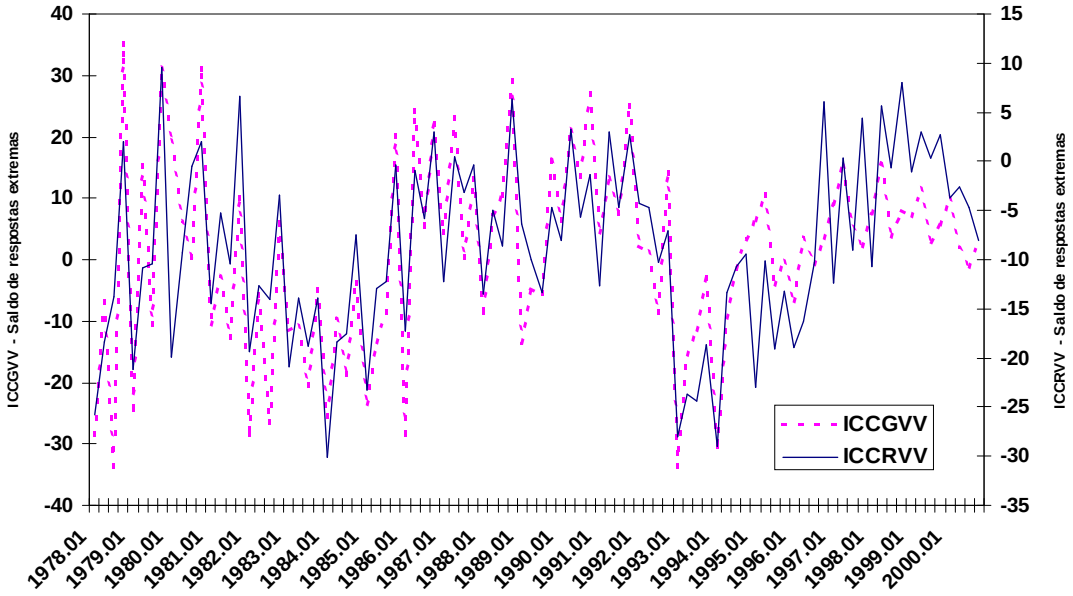

Figura B.7: Vendas Verificadas no Comércio a Retalho e no Comércio por Grosso

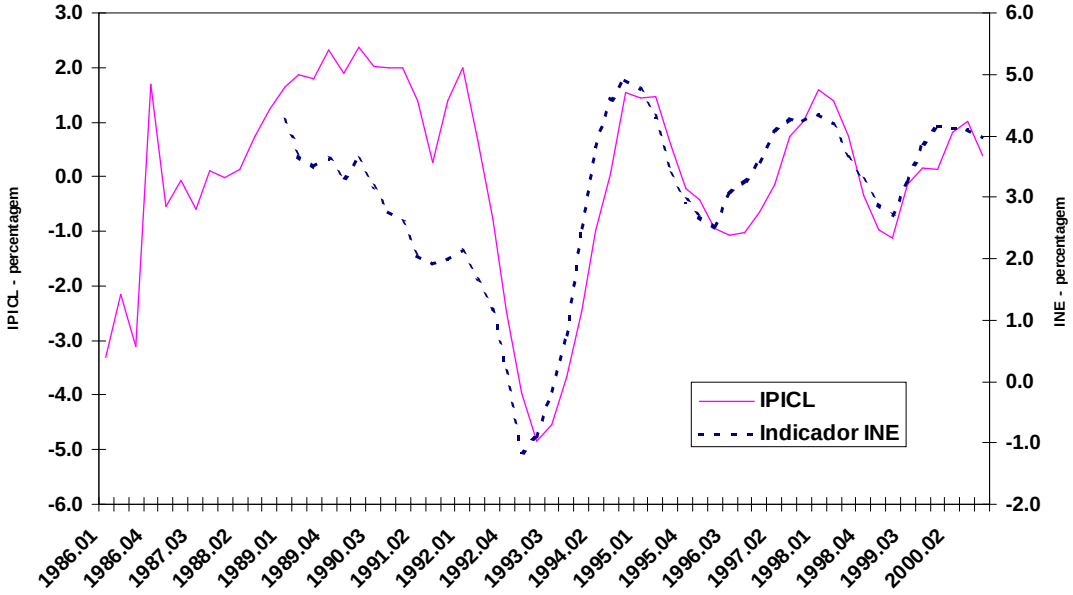

Figura B.8: Indicador Coincidente do INE e IPICL HP filtrado

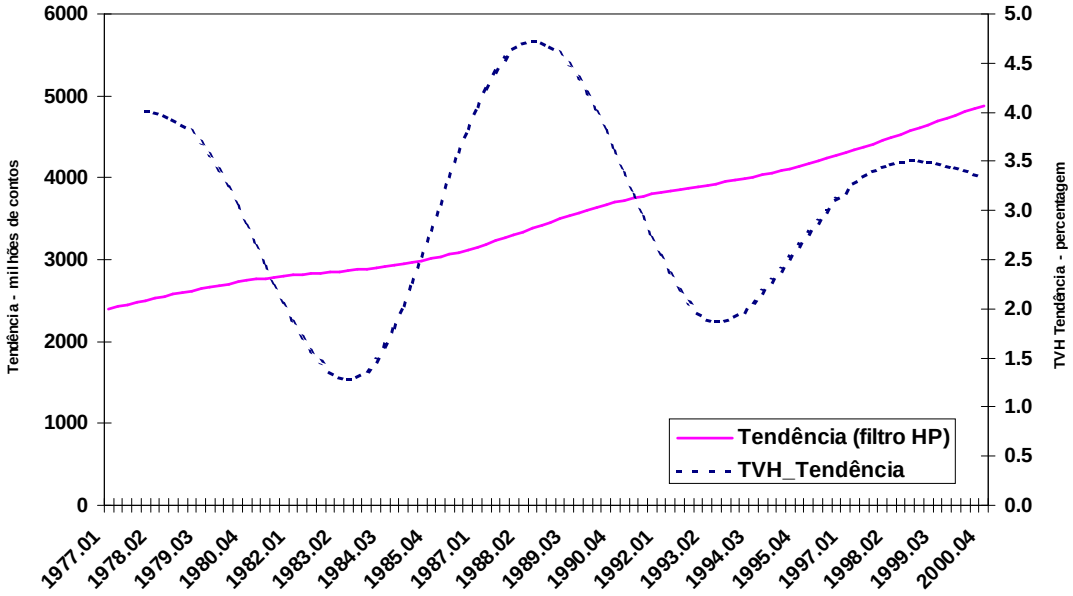

Figura B.9: Tendência do PIB Português e TVH

B.3 Resultados Adicionais da Análise Factorial Dinâmica

Modelo 1

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	0.28	-	0.30	0.14	-	0.31	0.12	-	0.05	0.03
CONS	0.08	0.05	0.22	0.35	0.35	0.15	0.13	-	0.46	0.35
DESEMP	-	-	0.66	0.75	-	0.67	0.25	0.46	0.23	0.36
EMP	0.43	-	0.29	0.66	-	0.76	-	-	0.36	0.12
ENERT	0.04	-	0.05	0.05	-	0.02	0.02	0.04	0.03	0.06
FBCF	0.08	0.06	0.14	0.41	0.29	0.61	0.05	-	0.55	0.17
IPI	0.92	0.95	0.87	0.93	0.92	0.92	0.79	0.82	0.92	0.90
PIB	0.19	0.12	0.23	0.42	0.30	0.55	0.22	-	0.30	0.38
UNMEN	-	-	0.58	0.79	-	0.75	0.29	0.43	0.29	0.32
UNY	-	-	0.52	0.75	-	0.74	0.12	0.36	0.21	0.20

Modelo 2

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	0.51	-	0.58	0.31	-	0.39	0.27	-	0.15	0.16
CONS	0.36	0.19	0.38	0.43	0.49	0.41	0.26	-	0.55	0.56
DESEMP	-	-	0.71	0.74	-	0.69	0.33	0.57	0.39	0.52
ENERT	0.31	-	0.30	0.36	-	0.37	0.18	0.22	0.28	0.17
FBCF	0.27	0.32	0.17	0.58	0.43	0.65	0.36	-	0.58	0.29
IPI	0.93	0.94	0.93	0.96	0.96	0.95	0.93	0.88	0.96	0.95
PIB	0.44	0.28	0.34	0.49	0.65	0.62	0.35	-	0.40	0.49
UNMEN	-	-	0.61	0.45	-	0.31	0.31	0.67	0.37	0.50

Modelo 3

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	0.52	-	0.55	0.43	-	0.50	0.46	-	0.31	0.24
CONS	0.35	0.22	0.37	0.45	0.47	0.38	0.35	-	0.55	0.51
DESEMP	-	-	0.67	0.77	-	0.71	0.41	0.63	0.43	0.50
ENERT	0.34	-	0.44	0.33	-	0.42	0.39	0.32	0.32	0.20
FBCF	0.32	0.39	0.23	0.54	0.43	0.65	0.36	-	0.58	0.30
IPI	0.94	0.96	0.92	0.96	0.95	0.95	0.88	0.88	0.95	0.94
PIB	0.41	0.37	0.40	0.51	0.54	0.62	0.37	-	0.46	0.45

Tabela B.2: Variâncias Relativas das Componentes Comuns

Modelo 1

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	Lead	-	Lead	Lead	-	Lead	Lead	-	Lead	Lead
CONS	Lagg	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Lagg	-	Coin	Lagg
DESEMP	-	-	Coin	Coin	-	Coin	Coin	Coin	Lagg	Lagg
EMP	Coin	-	Coin	Coin	-	Coin	-	-	Coin	Coin
ENERT	Lagg	-	Coin	Lagg	-	Coin	Lagg	Coin	Coin	Coin
FBCF	Coin	Lead	Coin	Coin	Coin	Coin	Coin	-	Coin	Coin
IPI	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Lead	Coin	Coin	Lead	Lagg
PIB	Lagg	Coin	Lead	Coin	Lead	Coin	Coin	-	Coin	Coin
UNMEN	-	-	Coin	Coin	-	Coin	Coin	Coin	Lagg	Coin
UNY	-	-	Coin	Coin	-	Coin	Coin	Lead	Lagg	Coin

Modelo 2

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	Lead	-	Lead	Lead	-	Lead	Lead	-	Lead	Lead
CONS	Lagg	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Lagg	-	Coin	Coin
DESEMP	-	-	Coin	Coin	-	Coin	Coin	Coin	Lagg	Coin
ENERT	Lagg	-	Coin	Lagg	-	Coin	Lagg	Coin	Coin	Coin
FBCF	Coin	Lead	Coin	Coin	Coin	Coin	Coin	-	Coin	Coin
IPI	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Lead	Coin	Coin	Lead	Coin
PIB	Coin	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Coin	-	Coin	Coin
UNMEN	-	-	Coin	Coin	-	Coin	Coin	Coin	Lagg	Coin

Modelo 3

Variáveis	Alemanha	Áustria	Bélgica	Espanha	Finlândia	França	Holanda	Irlanda	Itália	Portugal
CAPUT	Lead	-	Lead	Lead	-	Lead	Lead	-	Lead	Lead
CONS	Lagg	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Coin	-	Coin	Lagg
DESEMP	-	-	Coin	Coin	-	Coin	Coin	Coin	Lagg	Coin
ENERT	Lagg	-	Coin	Lead	-	Lead	Lagg	Lead	Coin	Lead
FBCF	Coin	Lead	Coin	Coin	Coin	Coin	Coin	-	Coin	Coin
IPI	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Lagg	Coin	Coin	Lead	Coin
PIB	Coin	Coin	Coin	Coin	Lead	Coin	Coin	-	Coin	Coin

Lead: variável avançada; Coin: variável coincidente; Lagg: variável atrasada.

Tabela B.3: Classificação das Variáveis face ao Ciclo Europeu

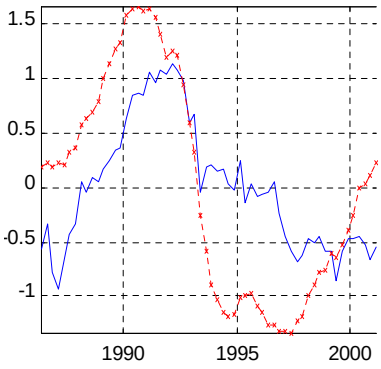

Figura B.10: Indicador Coincidente da Área Euro e por Países

Bibliografia

[1] **ALTISSIMO, F., MARCHETTI, D. J. e ONETO, G. P** [2000], *The Italian Business Cycle: Coincident and Leading Indicators and some Stylized Facts*, Temi di discussione del Servizio Studi n.^{o} 377, Banca d'Italia, Outubro de 2000.

[2] **APEL, Mikael e JANSSON, Per** [1999*a*], System Estimates of Potential Output and the NAIRU, *Empirical Economics*, Vol. 24, Issue 3, pp. 373-388.

[3] **APEL, Mikael e JANSSON, Per** [1999*b*], A Theory-Consistent System Approach for Estimating Potential Output and the NAIRU, *Economic Letters*, 64, pp. 271-275.

[4] **ASTOLFI, Roberto, LADIRAY, Dominique e MAZZI, Gian Luigi** [2001], *Business Cycle Extraction of Eurozone GDP: Direct versus Indirect Approach*, Euroindicators Working Paper WP-310701, European Comission, Eurostat, Julho de 2001.

[5] **AUERBACH, A. J.** [1982], The Index of Leading Indicators: 'Measurement Without Theory', Thirty-five Years Later, *Review of Economics and Statistics*, 64, pp. 589-95.

[6] **BANCO de PORTUGAL** [2001], *Indicadores de Conjuntura*, Banco de Portugal, Janeiro de 2001, http://www.bportugal.pt/.

[7] **BAXTER, Marianne e KING, Robert C.** [1995], *Measuring Business Cycles - Approximate Band-Pass Filters for Economic Time Series*, NBER Working Paper 5022.

[8] **BOLDIN, Michael D.** [2000], *The Traditional Composite Index Methodology*, apresentado na 'Workshop on Regional Economic Indicator Models', Universidade do Minho, Junho de 1998, http://research.badm.sc.edu/workshop/abstracs.htm.

[9] **BOSCHAN, Charlotte e BANERJI, Anirvan** [1990], *A Reassessment of Composite Indexes*, in: **Klein** [1990], pp. 206-25.

[10] **BRILLINGER, David R.** [1981], *Time Series: Data Analysis and Theory*, Holden-Day.

[11] **BRILLINGER, D. R. e KRISHNAIAH, P. R. (eds)** [1983], Time Series in The Frequency Domain, *Handbook of Statistics 3*, North-Holland.

[12] **BURNS, Arthur A. e MITCHELL, Wesley C.** [1946], *Measuring Business Cycles*, NBER, New York.

[13] **CHATTERJEE, Satyajit** [1999], *Real Business Cycles: A Legacy of Countercyclical Policies*, Federal Reserve Bank of Minneapolis, http://minneapolisfed.org/pubs/region/99-03/cycles.html.

[14] **CHRISTIANO, Lawrence J. e FITZGERALD, Terry J.** [1999], *The Band Pass Filter*, Working Paper 9906, Federal Reserve Bank of Cleveland, http://www.clev.frb.org/Research/workpaper/1999/Wp9906.pdf.

[15] **COGLEY, Timothy e NASON, James M.** [1995], *Effects of the Hodrick-Prescott Filter on Trend and Difference Stationary Time Series - Implication for Business Cycle Research*, in: **Hartley, Hoover e Salyer** [1998], pp. 626-51.

[16] **COMISSÃO EUROPEIA, Directorate-General for Economic and Financial Affairs** [2000*a*], *European Economy, Supplement B, Business and Consumer Survey Results*, n.º 6 de Junho de 2000 e n.º 12 de Dezembro de 2000.

[17] **COMISSÃO EUROPEIA, Directorate-General for Economic and Financial Affairs** [2000*b*], *Business Climate Indicator for the Euro Area (Presentation Paper)*, Bruxelas, Novembro de 2000.

[18] **THE CONFERENCE BOARD** [1997], *Business Cycle Indicators*, The Conference Board, Dezembro de 1997, http://www.theconferenceboard.org.

[19] **CULLITY, J. e BANERJI, A.** [1996], *Procedures for Constructing Composite Indexes: a Re-assessment*, apresentado na 'OECD Composite Leading Indicators Meeting', Outubro de 1996.

[20] **CUTHBERTSON, Keith, HALL, Stephen G. e TAYLOR, Mark P.** [1992], *Applied Econometric Techniques*, Harvester Wheatsheaf.

[21] **DE LEEUW, Frank** [1991], *Towards a Theory of Leading Indicators*, in: **Lahiri e Moore** [1991], pp. 15-56.

[22] **DIAS, Francisco A. Craveiro** [1993], *Um Indicador Coincidente Sintético para o Acompanhamento da Conjuntura Económica*, Boletim Trimestral n.º 2, Banco de Portugal, pp. 53-61.

[23] **DIEBOLD, Francis X. e RUDEBUSCH, Glenn D.** [1994], *Measuring Business Cycles: a Modern Perspective*, NBER Working Paper 4643.

[24] **DIEBOLD, Francis X. e RUDEBUSCH, Glenn D.** [2001], *Five Questions about Business Cycles*, Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review, Maio de 2001.

[25] **DOZ, Catherine e LENGLART, Fabrice** [1996], *Factor Analysis and Unobserved Component Models: an Application to the Study of French Business Surveys*, apresentado na 'OECD Composite Leading Indicators Meeting', Outubro de 1996, http://www.oecd.org/std/limeet.htm.

[26] **DOZ, Catherine e LENGLART, Fabrice** [1999], Analyse Factorielle Dynamique: Test du Nombre de Facteurs, Estimation et Application à l'Enquête de Conjoncture dans la Industrie, *Annales d'Èconomie et de Statistique*, n.º 54, pp. 91-127.

[27] **EVERITT, Brian S. e DUNN, Graham** [1990], *Applied Multivariate Data Analysis*, Arnold.

[28] **ESTRELLA, Arturo e MISHKIN, Frederic S.** [1998], Predicting U.S. Recessions: Financial Variables as Leading Indicators, *Review of Economics and Statistics*, Fevereiro de 1998, pp. 45-61.

[29] **FORNI, Mario e REICHLIN, Lucrezia** [1996], Dynamic Common Factors in Large Cross-Sections, *Empirical Economics*, Vol. 21, Issue 1.

[30] **FORNI, Mario e REICHLIN, Lucrezia** [1998], Let's Get Real: a Factor Analytical Approach to Disaggregated Business Cycle Dynamics, *Review of Economic Studies*, Vol. 65, N.º 3, Julho de 1998.

[31] **FORNI, Mario e LIPPI, Marco** [1999], *The Generalized Dynamic Factor Model: Representation Theory*, mimeo, Dezembro de 1999, http://www.dynfactors.org.

[32] **FORNI, Mario, HALLIN, Marc, LIPPI, Marco e REICHLIN, Lucrezia** [1999], *Reference Cycles: the NBER Methodology Revisited*, ULB mimeo, Dezembro de 1999, http://www.dynfactors.org.

[33] **FORNI, Mario, HALLIN, Marc, LIPPI, Marco e REICHLIN, Lucrezia** [2000], The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation, *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 82, N.º 4, Novembro de 2000.

[34] **FORNI, Mario, HALLIN, Marc, LIPPI, Marco e REICHLIN, Lucrezia** [2001], Coincident and Leading Indicators for the Euro Area, *Economic Journal*, Vol. 111, Issue 471, Maio de 2001.

[35] **GARRAT, Anthony e HALL, Stephen G.** [1996], Measuring Underlying Economic Activity, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11, pp. 135-151.

[36] **GARRIDO, Carlos** [1998], *The Use of the Synthetic Qualitative Business Cycle Indicator and the Diffusion Index for the Portuguese Economy in Short-Term Forecasting*, apresentado na 'Workshop on Regional Economic Indicator Models', Universidade do Minho, Junho de 1998, http://research.badm.sc.edu/workshop/abstracs.htm.

[37] **GEWEKE, John** [1977], *The Dynamic Factor Analysis of Economic Time-Series Models*, in: **AIGNER, D.J. e GOLDBERGER, A.S. (eds)** [1977], *Latent Variables in Socioeconomic Models*, North-Holland, pp. 365-83.

[38] **GOMES, Francisco Ferreira** [1995], *Um Indicador Avançado para a Economia Portuguesa*, Boletim Económico, Banco de Portugal, Junho de 1995, pp. 35-43.

[39] **GORDON, Robert J.** [1996], *The Time-Varying NAIRU and its Implications for Economic Policy*, NBER Working Paper 5735.

[40] **GRANGER, C. W. J. e ENGLE, Robert** [1983], *Applications of Spectral Analysis in Econometrics*, in: **Brillinger e Krishnaiah (eds)** [1983], pp. 93-109.

[41] **GRANGER, C. W. J. e NEWBOLD, Paul** [1986], *Forecasting Economic Time Series*, Second Edition, Academic Press, Inc..

[42] **GUAY, Alain e ST-AMANT, Pierre** [1996], *Do Mechanical Filters Provide a Good Approximation of Business Cycles?*, Technical Report N.º 78, Banco do Canadá, Novembro de 1996, http://www.bankofcanada.ca/publications/techreports/tr78.pdf.

[43] **HARTLEY, James E., HOOVER, Kevin D. e SALYER, Kevin D. (eds)** [1998], *Real Business Cycles, A Reader*, Routledge.

[44] **HARVEY, A. C.** [1989], *Forecasting, Structural Time Series and the Kalman Filter*, Cambridge University Press, Cambridge.

[45] **HARVEY, A. C. e JAEGER, A.** [1993], *Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle*, in: **Hartley, Hoover e Salyer (eds)** [1998], pp. 609-25.

[46] **HODRICK, Robert J. e PRESCOTT, Edward C.** [1997], *Postwar U. S. Business Cycles: An Empirical Investigation*, in: **Hartley, Hoover e Salyer (eds)** [1998], pp. 593-608.

[47] **IFO** [2001], *Calculating the IFO Business Climate Index*, http://www.ifo.de/orcl/dbssi/ErlaeuterungGK_e.htm.

[48] **INSTITUTO NACIONAL DE ESTATÍSTICA, Gabinete de Estudos - Área Económica** [1997], *Indicadores Coincidentes da Actividade e do Ciclo Económico*, INE, Dezembro de 1997.

[49] **JORRAT, Juan Mario** [1998], *Coincident and Leading Indexes for Argentina: Growth Cycles and Forecast of the Economy Turning Points*, apresentado na 'Workshop on Regional Economic Indicator Models', Universidade do Minho, Junho de 1998, http://research.badm.sc.edu/workshop/abstracs.htm.

[50] **KAISER, Regina e MARAVALL, Agustín** [1999], Estimation of the Business Cycle: a Modified Hodrick-Prescott Filter, *Spanish Economic Review*, n.º 1, pp. 175-206.

[51] **KENDAL, Sir Maurice e ORD, J. Keith** [1990], *Time Series*, Third Edition, Edward Arnold.

[52] **KING, Robert G. e REBELO, Sergio T.** [2000], *Resuscitating Real Business Cycles*, Working Paper N.º 467, Rochester Center for Economic Research, University of Rochester, Janeiro de 2000, http://rcer.econ.rochester.edu/RCERPAPERS/rcer_467.pdf.

[53] **KLEIN, Philip (ed)** [1990], *Analyzing Modern Business Cycles*, M. E. Sharpe, Inc..

[54] **KOOPMANS, L. H.** [1983], *A Spectral Analysis Primer*, in: **Brillinger e Krishnaiah (eds)** [1983], pp. 169-183.

[55] **KYDLAND, Finn E. e PRESCOTT, Edward C.** [1982], Time to Build and Aggregate Fluctuations, *Econometrica*, Volume 50, Número 6, Novembro de 1982.

[56] **KYDLAND, Finn E. e PRESCOTT, Edward C.** [1990], *Business Cycles: Real Facts and a Monetary Myth*, Quarterly Reviews, Vol. 14 N.º 2, Federal Reserve Bank of Minneapolis, Primavera de 1990.

[57] **LADIRAY, Dominique e MAZZI, Gian Luigi** [2001], *Common Factor versus Baxter-King Cycle in the Euro-zone*, Euroindicators Working Paper WP-180601, European Comission, Eurostat, Junho de 2001

[58] **LAHIRI, Kajal e MOORE, Geoffrey H. (eds)** [1991], *Leading Economic Indicators: New approaches and Forecasting Records*, Cambridge University Press.

[59] **LAWLEY, D. N. e MAXWELL, A. E.** [1971], *Factor Analysis as a Statistical Method*, New York, Elsevier.

[60] **LUCAS, Robert E., Jr.** [1977], *Understanding Business Cycles*, in **BRUNNER, Karl e MELTZER, Allan H. (eds)** [1977], *Stabilization of the Domestic and International Economy*, Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy 5: 7-29, Amsterdam: North-Holland.

[61] **LÜTKEPOHL, Helmut** [1991], *Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer-Verlag.

[62] **MARAVALL, Agustín** [1993], *Unobserved Components in Economic Time Series*, EUI Working Paper ECO n.º 93/34, Junho de 1993.

[63] **MARTINS, Manuel Mota Freitas e ST. AUBYN, Miguel** [2001], *NAIRU, Trend and Cycle in the Portuguese Economy - Estimation of an Unobserved Components Model*, apresentado na IV Conferência sobre Economia Portuguesa, CISEP, ISEG, UTL, Maio de 2001.

[64] **MELRO, Francisco** [1996], Um Indicador Avançado Trimestral para o Indicador Trimestral do PIB, *Revista de Estatística*, INE, Volume 1, 1º Quadrimestre de 1996, pp. 11-19.

[65] **MÜLLER, Daniel** [1996], *Análise Espectral e Modelos não Lineares em Séries Temporais*, Série Textos de Apoio, n.º 10/TA, CEMAPRE, ISEG, UTL, Novembro de 1996.

[66] **OCDE** [1998], *OECD Composite Leading Indicators, a tool for short term analysis*, OECD Statistics - Leading Indicators, http://www.oecd.org/std/li.htm.

[67] **ORLANDI, Fabrice e PICHELMANN, Karl** [2000], *Disentangling Trend and Cycle in the EUR-11 Unemployment Series, An Unobserved Component Modelling Approach*, European Comission Economic Paper n.º 140, Fevereiro de 2000.

[68] **PEDERSEN, Torben Mark e ELMER, Anne Marie** [1998], *International Evidence on the Connection between Business Cycles and Economic Growth*, Discussion Paper n.º 23, Institute of Economics, University of Copenhagen, Outubro de 1998, http://www.econ.ku.dk/tmp/empiricalthesis.htm.

[69] **PEDERSEN, Torben Mark** [1999*a*], *Spectral Analysis, Business Cycles and Filtering of Economic Time Series - A Survey*, Institute of Economics, University of Copenhagen, Fevereiro de 1999, http://www.econ.ku.dk/tmp/spectralthesis.htm.

[70] **PEDERSEN, Torben Mark** [1999*b*], *Understanding Business Cycles*, Institute of Economics, University of Copenhagen, Versão Preliminar, Maio de 1999, http://www.econ.ku.dk/tmp/understand/understandingbusinesscycles.htm.

[71] **PINHEIRO, M. e MELRO, F.** [1992], Distribuição Estocástica de Séries Anuais a partir de Séries Mensais: Obtenção de Indicadores Coincidentes para a Economia Portuguesa, *ECONOMIA*, Volume XVI, n.º 2, Maio de 1992, pp. 199-223.

[72] **PHILLIPS, Keith R.** [1998], *The Composite Index of Leading Economic Indicators: a Comparison of Approaches*, apresentado na 'Workshop on Regional Economic Indicator Models', Universidade do Minho, Junho de 1998, http://research.badm.sc.edu/workshop/abstracs.htm.

[73] **PRESCOTT, Edward C.** [1986], *Theory Ahead of Business Cycle Measurement*, Staff Report Number 102, Federal Reserve Bank of Minneapolis, Fevereiro de 1986.

[74] **PRESCOTT, Edward C.** [1998], *Business Cycle Research: Methods and Problems*, Working Paper 590, Federal Reserve Bank of Minneapolis, Outubro de 1998.

[75] **REITER, Michael e WOITEK, Ulrich** [1999], *Are There Classical Business Cycles?*, Working Paper Ref.398, Universidade Pompeu Fabra, Março de 1999, http://www.econ.upf.es/deehome/what/wpapers/postscripts/398.pdf.

[76] **RITO, Alda Manso e NUNES, Luís Catela** [2000], *Novo Indicador Coincidente para a Actividade Económica*, Documento de Trabalho n^o 15, Direcção Geral de Estudos e Previsão, Ministério das Finanças, Janeiro de 2000.

[77] **SANTOS, Emanuel** [1986], *Inquéritos de Conjuntura - Transformação dos Saldos das Resposta Extremas em Índices*, Boletim Trimestral, Banco de Portugal, Junho de 1986, pp. 11-16.

[78] **SIMS, Christopher A.** [1993], *A Nine-Variable Probabilistic Macroeconomic Forecasting Model*, in: **Stock e Watson** [1993*a*], pp. 179-212.

[79] **ST-AMANT, Pierre e VAN NORDEN, Simon** [1997], *Measurement of the Output Gap: A Discussion of Recent Research at the Bank of Canada*, Technical Report n.^{o} 79, Banco do Canada, Agosto de 1997, http://www.bankofcanada.ca/publications/techreports/tr79.pdf.

[80] **STOCK, James H. e WATSON, Mark W.** [1989], *New Indexes of Coincident and Leading Indicators*, NBER Macroeconomics Annual 1989, pp. 351-394.

[81] **STOCK, James H. e WATSON, Mark W.** [1991], *A Probability Model of The Coincident Economic Indicators*, in: **Lahiri e Moore,** [1991], pp. 63-85.

[82] **STOCK, James H. e WATSON, Mark W. (eds)** [1993*a*], *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, The University of Chicago Press.

[83] **STOCK, James H. e WATSON, Mark W.** [1993*b*], *A Procedure for Predicting Recessions with Leading Indicators*, in: **Stock e Watson** [1993*a*], pp. 95-156.

[84] **STOCK, James H. e WATSON, Mark W.** [1998*a*], *Business Cycles Fluctuations in U.S. Macroeconomic Time Series*, NBER Working Paper 6528.

[85] **STOCK, James H. e WATSON, Mark W.** [1998*b*], *Diffusion Indexes*, NBER Working Paper 6702.

[86] **VILARES, Manuel J., LOPES, António M. , MELRO, Francisco e TEODORO, Filomena** [1996], *Análise de Conjuntura - Estudo metodológico*, Gabinete de Estudos e Planeamento, Ministério da Economia, Janeiro de 1996.

[87] **WOITEK, Ulrich** [1998], *A Note on the Baxter-King Filter*, Department of Economics, University of Glasgow, Junho de 1998, http://www.gla.ac.uk/Acad/PolEcon/pdf98/9813.pdf.

[88] **ZARNOWITZ, Victor** [1985], Recent Work on Business Cycles in Historical Perspective: A Review of Theories and Evidence, *Journal of Economic Literature*, Vol. XXIII, Junho de 1985, pp. 523-580.

[89] **ZARNOWITZ, Victor** [1992], *Business Cycles - Theory, History, Indicators and Forecasting*, NBER, New York.

[90] **ZARNOWITZ, Victor** [1997], *Business Cycles Observed and Assessed: Why and How they Matter*, NBER Working Paper 6230.

[91] **ZARNOWITZ, Victor** [2000], *Time Series Decomposition and Measurement of Business Cycles, Trends and Growth Cycles*, preparado para a "Meeting of the Conference Board Advisory Comittee", Março de 2000.

[92] **ZARNOWITZ, Victor e OZYILDIRIM, Ataman** [2001], *On the Measurement of Business Cycles and Growth Cycles*, The Conference Board, originalmente preparado para a "Meeting of the Conference Board Business Cycle Indicators Program Advisory Panel", Julho de 2001.

[93] **ZARNOWITZ, Victor e BRAUN, Phillip** [1990], *Major Macroeconomic Variables and Leading Indexes: Some Estimates of Their Interrelations*, in: **Klein** [1990], pp. 177-205.