

A Distribuição Regional de Inflação: uma análise para inflação mineira no período pós Real

Sidney Martins Caetano¹
Wilson Luiz Rotatori Correa²

Resumo

O presente trabalho procura desenvolver procedimentos estatísticos e econométricos que permitam analisar empiricamente o comportamento dos preços regionais, o desempenho do regime de metas de inflação em relação à volatilidade das inflações regionais e enfatizando os impactos sobre a taxa de inflação em Minas Gerais bem como os impactos que as alterações observadas nesta tenham sobre as demais regiões do Brasil dada a sua importância relativa na composição do IPCA. A alta volatilidade condicional para região de Belo Horizonte demonstrou que esta é afetada pelas crises internas e externas com certa defasagem em relação às datas de ocorrência das crises. O modelo econométrico estimado na seção 4 evidencia que a aparente harmonização encontrada na seção 2 não se sustenta na medida em que os choques na inflação de São Paulo são distribuídos pelas demais regiões e que de maneira oposta os impactos na inflação mineira são concentrados na própria região metropolitana de São Paulo e em Recife. Ademais ressalta-se que a inflação na região metropolitana de Belo Horizonte é dinamicamente determinada por valores passados da inflação em São Paulo, não possuindo portanto qualquer impacto autoregressivo para a própria região de Belo Horizonte.

Palavras Chave: Inflação Regional, Volatilidade, Dinâmica Inflacionária

Área: Economia Mineira

Seção Temática: Características Urbanas e Regionais do Desenvolvimento Mineiro

¹ Professor Assistente da UFSJ e doutorando em economia no PPGE - UFRGS

² Professor Assistente da UFSJ e doutorando em economia na University of Southampton

1 Introdução

A inflação é definida como um processo de alta generalizada e contínua do índice geral de preços, traduzindo-se na redução gradativa do poder de compra interna da moeda³. A taxa de inflação é uma média da elevação dos preços em um dado período. Como as oscilações nos preços não caminham na mesma direção e muito menos são de magnitudes idênticas, as alterações dos preços relativos são freqüentes em processos inflacionários independente de sua magnitude.

A inflação e o desemprego brasileiro têm sido motivos de diversas preocupações, pois compõem problemas ditos fundamentais da macroeconomia.

O Brasil, nas décadas de 80 e 90, enfrentou problemas bastante graves ligados à inflação e foi apenas a partir de meados da década de noventa que o país conseguiu “controlar” o processo de aceleração inflacionária.

Após uma série de tentativas sem sucesso na Nova República, o Plano Real conseguiu baixar a inflação e esta foi mantida sob controle até então. No entanto, a área econômica dos governos não conseguiu impedir que, no decorrer deste período, alguns repiques inflacionários ocorressem de forma a influenciar negativamente a economia brasileira: crise brasileira (1999), crise de confiança (2002/2003) e em menor escala em 2004. Sem contabilizar os efeitos negativos gerados por crises externas, tais como a crise no México (1995); crise na Ásia (1997); moratória na Rússia (1998); queda da bolsa Nasdaq (2000); na Argentina (2001), crise política no Brasil (2005) entre outras.

Apesar do sucesso alcançado, no que se refere à estabilização, outros problemas macroeconômicos e microeconômicos permanecem.

Em um ambiente de aceleração inflacionária (elevação da inflação), principalmente, em economias emergentes como a brasileira, alguns agentes econômicos ganham, enquanto muitos perdem. Em conseqüência, surge uma nova distribuição de renda na sociedade, pois quem recebe renda fixa, como salários, aluguéis, pensões etc, caso de boa parte da população, perde com a inflação; ou seja, seu poder aquisitivo torna-se menor, pois com a renda constante, o indivíduo consome uma cesta cada vez menor de bens e serviços à medida que os preços aumentem.

O repique inflacionário do segundo semestre de 2002 e primeiro de 2003, por exemplo, provocou uma significativa queda do poder de compra dos salários (12,2%). Segundo Meirelles (2006), o único ano desde 1995 em que a parcela da renda dos 50% mais pobres não subiu foi justamente 2002, marcado por forte aceleração inflacionária.

Portanto, um controle inflacionário também é objetivo indispensável para alcançar uma política social bem sucedida, uma vez que é a parte pobre da população a que mais sofre os efeitos perversos da inflação.

Além desta, pode-se citar várias outras conseqüências advindas de taxas de inflação elevada: distorções na alocação de recursos da economia; afeta o balanço de pagamento ao alterar o valor da moeda nacional e da taxa de câmbio; gera incertezas quanto aos investimentos privados etc.

Sendo assim, é de extrema relevância o esforço teórico e empírico para descrever os fatos reais e alcançar uma redução e a estabilidade dos preços, pois além de aumentar o horizonte de previsibilidade dos agentes econômicos, reduzindo a incerteza e favorecendo o investimento, a preservação do nível geral de preços favorece a preservação do poder de compra dos salários. Em decorrência, contribui para a melhora na distribuição de renda, sustentando a demanda agregada e assegurando maior crescimento ao longo do tempo.

Pensando assim, pode-se concluir que a estabilidade dos preços é condição necessária, mas não suficiente, para alcançar taxas maiores de crescimento econômico.

Com isso, têm surgido diversos modelos convertidos em planos econômicos que adote regimes tais como os regimes monetários e o regime de metas de inflação. Entre as alternativas de regimes monetários, o controle da taxa de câmbio e a definição de metas para agregados monetários foram usados em diversos países, e gradualmente abandonados dada a dificuldade do controle de tais variáveis em um ambiente de economia aberta para o câmbio e as constantes mudanças tecnológicas no setor bancário para os agregados monetários.

³ Quando, ao contrário, ocorre uma baixa generalizada e contínua do índice geral de preços, tem-se o conceito e o efeito inverso ao de inflação: deflação e aumento do poder de compra.

“...é possível organizar a atuação do BC (Banco Central do Brasil) de diferentes maneiras. Uma opção é ancorar o nível de preços através da volta ao câmbio fixo (ou "administrado"), não recomendável por várias razões. Outra opção é tentar controlar algum agregado monetário, como a quantidade de moeda em poder do público ou o crédito na economia. No entanto, na prática, dada a instabilidade da demanda por estes agregados, a grande maioria dos bancos centrais no mundo desistiram dessa opção. Finalmente, resta usar a taxa de juros como instrumento de controle da inflação, opção preferida pela maioria dos bancos centrais.” (Fraga e Goldfajn, 2002).

A opção pelo regime de modificações na taxa de juros como instrumento de controle da inflação discutida em Fraga e Goldfajn (2002) foi adotada pela equipe econômica do governo FHC em junho de 1999, após uma forte crise cambial no país. A opção pela adoção do conceito de meta para a inflação - também denominada *Inflation Targeting* - na condução da política monetária brasileira teve como principal objetivo assegurar a estabilidade e o poder de compra da moeda nacional. Para tanto, o Banco Central do Brasil (BACEN) se comprometeu a atuar de forma a garantir que a taxa de inflação estivesse em linha com uma meta pré-estabelecida, anunciada publicamente. Meta esta, decidida no Conselho Monetário Nacional (CMN) e repassada ao BACEN.

O regime de metas de inflação foi formalmente adotado pela Nova Zelândia em 1989/1990, seguida pelo Canadá e pelo Chile em 1991 e por Israel e Reino Unido em 1992. Atualmente, é seguido por mais de 20 países (entre desenvolvidos e emergentes), além do Banco Central Europeu.

O Brasil surge formalmente como um dos novos candidatos ao grupo, a partir de junho de 1999, ao implementar o regime de metas em um ambiente de inflação elevada, complementando a transição para o câmbio flutuante realizado seis meses antes. A esperança era de que este regime conduzisse o país à uma queda gradual dos preços. Portanto, iniciava-se uma política gradualista em relação à inflação.

Uma das pré-condições do regime de metas é o estabelecimento de uma única meta/objetivo para a inflação. O índice oficial de referência escolhido para esta variável foi o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) que, em longo prazo, espera-se sua convergência para um nível de taxa de inflação de 3% a 4% ao ano⁴.

A princípio, os regimes de metas de inflação têm permitido a obtenção de baixos níveis de inflação no país. Mas, para que a política monetária consiga manter as expectativas de inflação sob controle, ou seja, sem que ultrapassem o limite superior do intervalo de tolerância, tem sido necessário utilizar taxas de juros de curtíssimo prazo ainda bastante altas. Esta, por sua vez, acaba mantendo também na economia taxas de juros real bastante altas para alcançar um crescimento sustentado como desejado, pois segura um dos principais determinantes do crescimento, o investimento.

O Banco Central determina a taxa de juros de curtíssimo prazo (taxa Selic), só que a transmissão da política se dá via taxas de mercado em diferentes horizontes, que não são controladas pela autoridade monetária.

Portanto, é possível ocorrer um descasamento entre a taxa Selic e as taxas de mercado, se os mercados antecipam mudanças da política monetária, ou em períodos de incerteza ou ainda em períodos em que a política monetária perde credibilidade. E isso pode causar impactos regionais diferenciados.

Para um país como o Brasil de grandes extensões territoriais e disparidades regionais, um regime de metas de inflação na presença de um processo inflacionário regionalmente assimétrico pode gerar distorções econômicas indesejáveis (Holanda, 2001).

Ainda são poucos os trabalhos que analisam a distribuição regional de inflação e a estabilidade regional dos preços. Um dos argumentos mais defendido atualmente, principalmente, pelo Banco Central é o de que a estabilidade de preços é uma condição necessária para alcançar taxas de crescimentos maiores. E a partir daí, pode-se caminhar para um desenvolvimento econômico.

Diante disto, o presente trabalho procura desenvolver procedimentos estatísticos e econométricos que permitam analisar empiricamente o comportamento dos preços regionais, o desempenho do regime de metas de inflação em relação à volatilidade das inflações regionais enfatizando os impactos sobre a taxa de inflação em Minas Gerais bem como os impactos que as alterações observadas nesta tenham sobre as

⁴ Outras pré-condições discutidas para seu sucesso é a credibilidade das metas e do índice utilizado, bem como de uma autonomia operacional do Banco Central e de um regime de câmbio flutuante.

demais regiões do Brasil dada a sua importância relativa na composição do IPCA que é o índice adotado pelo BC para o sistema de metas, além da simetria comentada acima.

O trabalho está distribuído nas seguintes seções: a presente introdução; a seção 2 discute a distribuição regional de inflação, volatilidade e as estatísticas descritivas; a seção 3 apresenta uma estimação da volatilidade condicional da taxa de inflação mineira; a seção 4 apresenta um modelo econométrico para as inflações regionais; e a seção 5 finaliza com as conclusões.

2 Inflação regional

Normalmente, os aumentos dos preços não ocorrem de forma sincronizada, ou seja, não há um aumento idêntico do preço de todas as mercadorias e serviços; desse modo, há um problema para calcular o tamanho da inflação. A forma como isso é resolvido é fazer uma média ponderada da elevação dos preços, tal como é feito para o IPCA (índice de Preços ao Consumidor Amplo) calculado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)⁵. Sua taxa de variação é usada pelo Banco Central do Brasil para o acompanhamento dos objetivos estabelecidos no sistema de metas de inflação.

O período de coleta do IPCA estende-se, em geral, do dia 01 a 30 do mês de referência e sua população-objetivo abrange as famílias com rendimentos mensais compreendidos entre 1 e 40 salários-mínimos, qualquer que seja a fonte de rendimentos, e residentes nas áreas urbanas das regiões.

A abrangência geográfica é as regiões metropolitanas de Belém (PA), Fortaleza (CE), Recife (PE), Salvador (BA), Belo Horizonte (MG), Rio de Janeiro (RJ), São Paulo (SP), Curitiba (PR) e Porto Alegre (RS), Brasília (DF) e município de Goiânia (GO).

Tais regiões cobrem uma extensa parte do território brasileiro e bem representam sua diversidade geográfica e econômica.

Dentro da estrutura de ponderação regional, em percentual, a região metropolitana de Belo Horizonte possui 9,15% em 100%. Em termos de significância, fica atrás da região metropolitana de São Paulo (36,26%), Rio de Janeiro (13,40%) e Porto Alegre (9,19%). Uma nova estrutura de ponderação regional começa a vigorar a partir de julho de 2006, nesta nova estrutura a região metropolitana de Belo Horizonte passa à frente de Porto Alegre⁶.

Tabela 2.1 - Variação (%) acumulada – IPCA Geral e Regional – 1995 a 2005

	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005
Índice Geral	22,41	9,56	5,22	1,65	8,94	5,97	7,67	12,53	9,30	7,60	5,69
R.M. Rio de Janeiro	22,30	9,66	6,57	3,19	9,60	7,07	8,50	12,89	10,27	6,95	5,34
R.M. Porto Alegre	22,42	7,53	5,30	1,93	11,42	6,60	7,71	13,15	9,51	8,54	6,18
R.M. Belo Horizonte	23,07	10,51	5,42	1,98	8,02	6,24	6,49	11,58	11,18	8,93	6,24
R.M. Recife	22,09	9,75	3,29	2,59	8,47	5,44	7,35	14,26	9,98	6,55	7,10
R.M. São Paulo	23,84	11,09	5,76	0,76	8,25	5,21	6,87	11,36	8,17	7,41	5,38
Brasília	21,41	7,91	4,84	2,23	10,42	7,12	7,30	14,79	10,20	6,97	6,24
R.M. Belém	19,07	5,74	1,31	2,86	8,37	6,00	9,85	14,15	10,43	6,18	6,06
R.M. Fortaleza	18,26	7,38	2,92	2,67	8,36	5,26	7,52	14,21	9,66	7,20	5,64
R.M. Salvador	20,86	7,54	3,60	1,90	8,29	4,90	10,38	14,12	10,60	5,68	5,78
R.M. Curitiba	20,87	8,77	5,87	0,77	10,59	7,57	7,90	12,66	7,33	9,44	4,79
Município Goiânia	20,43	8,19	4,63	1,19	9,08	6,73	8,98	13,56	10,47	8,95	6,37
Metas de Inflação					8+/-2	6+/-2	4+/-2	3,5+/-2	3,25+/-2 (4+/-2,5) (8,5)	3,75+/-2,5 (5,5+/-2,5)	4,5+/-2,5

Fonte: IBGE. Elaboração dos autores.

⁵ Existem vários índices de preços estimados, para maiores detalhes ver De Souza, J. A. (2004) e IBGE (1986).

⁶ Para maiores detalhes sobre esta nova estrutura de ponderação regional ver Metodologia – Estrutura de ponderação a partir da POF 2000-2003 em http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/precos/inpc_ipca/srmipca_pof.pdf.

As séries consideradas no presente trabalho representam as taxas de inflação mensais das áreas pesquisadas pelo IBGE, todas referentes ao período de 10/1994 a 12/2005. Tal período cobre um espaço temporal razoável, definido inicialmente pela introdução de um plano de estabilização e que reflete diversas crises no Brasil e em outros países, como já citado.

Às vezes, de acordo com a necessidade da abordagem, considera-se um período diferente como, por exemplo, na Tabela 2.1.

A Tabela 2.1 mostra que, na maior parte do período analisado, a taxa de inflação anual da RMBH supera a nacional. Em relação às áreas regionais, a taxa de inflação anual da RMBH terminou o ano de 1995 como a segunda maior taxa, ficando atrás apenas da RMSP. Em 2000, primeiro ano completo em que o regime de metas de inflação vigorava, a taxa de inflação da RMBH fechou o ano na oitava posição. Mas, terminou 2005 com a terceira maior taxa.

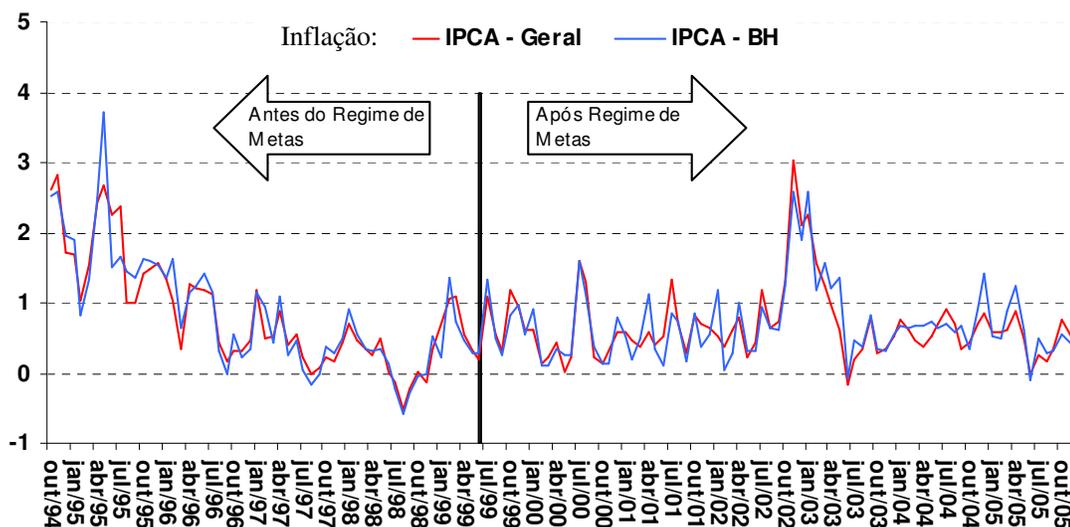
Nota-se também que, neste período de análise, os esforços dos governos não foram suficientes para manter o indicador oficial de inflação (IPCA) próximo da meta, e muito menos dentro do limite de tolerância fixado para os anos de 2001, 2002 e 2003.

Devido aos choques, em junho de 2002, a meta de inflação foi alterada de 3,25% para 4% a.a., bem como o intervalo de tolerância, ambos fixados em 2001. Em seguida, ocorre um ajustamento da meta de inflação para 2003 (8,5%). Em junho de 2003, o Conselho Monetário Nacional (CMN) adota para 2004 a meta ajustada pelo BACEN (5,5%) com intervalo de tolerância de 2,5 p.p. e também fixa a meta de 2005 em 4,5% a.a. Esta última, não foi alterada, mas o BACEN deixou claro na condução da política monetária que buscava atingir uma meta de 5,1% a.a..

As atitudes tomadas para conter as altas de preços (aumento da taxa SELIC) influenciadas pelos choques internos e externos acabaram contendo o crescimento econômico nacional.

Em 2005, o Produto Interno Bruto (PIB) de Minas Gerais acumulou crescimento de 4,7% no ano, em relação a 2004; enquanto que a economia brasileira teve um resultado anual de 2,3%, bem inferior ao desempenho estadual. Isto porque a crise política no país em 2005 não repercutiu significativamente sobre a economia no segundo semestre, pelo menos com a intensidade que se estavam prevendo.

Figura 2.1 – Evolução mensal da taxa de inflação (IPCA - %) nacional e RMBH – 10/94 a 12/05



“Dentre os principais fatores que mantiveram em alta o nível de atividades da economia mineira em 2005, encontram-se: o maior volume de recursos liberados para obras, em particular, as viárias e de infraestrutura, o modesto desempenho do mercado interno e do crédito com os empréstimos em consignação. Alia-se a estes o dinamismo do setor exportador, conseguindo saltos vantajosos, não obstante o câmbio apreciado e a normalidade da economia internacional, com seus mercados sempre receptivos aos produtos mineiros.” (FJP, 2005). No caso da economia nacional, em 2005, esta foi

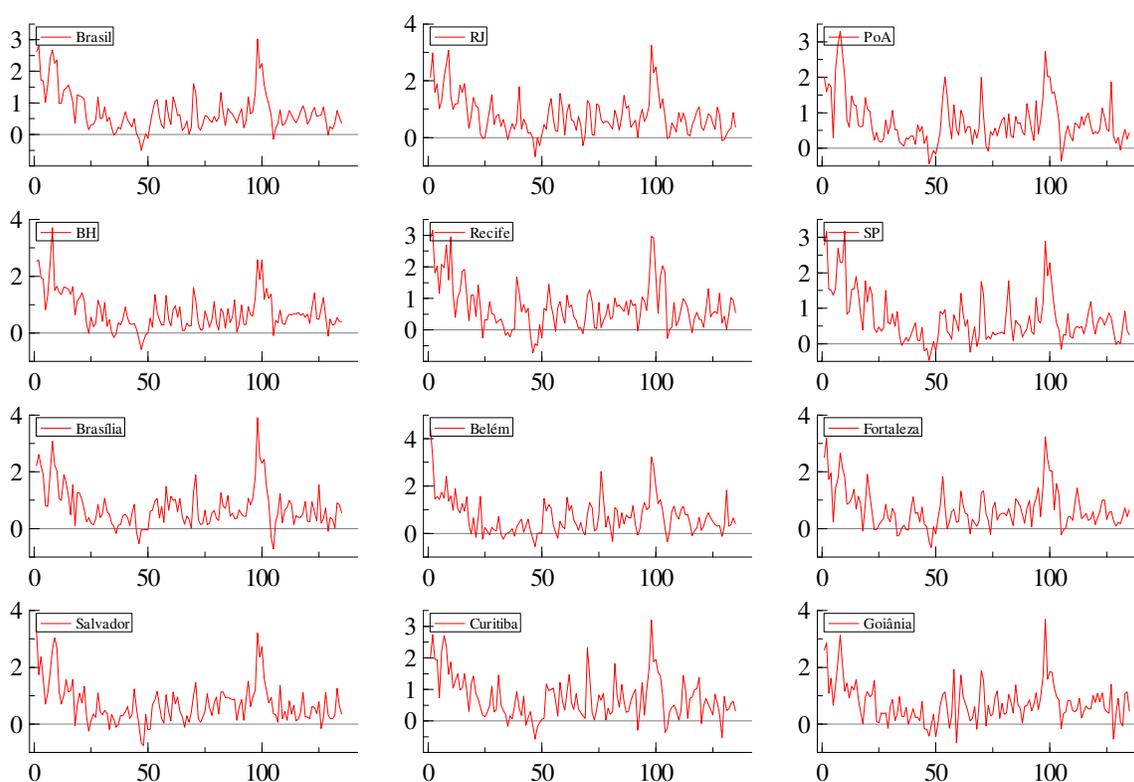
“puxada” por componentes relacionados ao comércio exterior. Enquanto que o principal componente, o investimento, que define a dinâmica efetiva da economia cresceu apenas 1,7%.

Segundo o BACEN, estes esforços são necessários, pois a estabilidade dos preços é condição necessária, mas não suficiente, para alcançar taxas maiores de crescimento econômico.

A Figura 2.1, traz a evolução mensal da taxa de inflação brasileira e da RMBH para o período de 10/1994 a 12/2005, o que representa parcialmente os períodos pré e pós regime de metas. Visualmente, nota-se uma queda semelhante dos preços após o Plano Real para as séries analisadas. Em seguida, percebe-se certa estabilidade dos preços. Mas, com alguns repiques inflacionários e com certa volatilidade. Este comportamento também parece visível em todas as áreas pesquisadas pelo IBGE, como pode ser visto na Figura 2.2 abaixo.

Estas semelhanças podem ser indícios de co-movimentos entre as inflações regionais ou de certa precedência temporal.

Figura 2.2 – Taxas de inflação regional (%)



Os períodos de alta volatilidade costumam coincidir com épocas nas quais ocorrem crises sejam internas ou externas. Como ambos os períodos pré e pós regimes de metas para inflação mostram este fato, um mais que o outro, então é interessante tentar modelar a volatilidade da taxa de inflação da RMBH e observar o comportamento dos preços mineiros nestes momentos, como é o objetivo na seção 3. Mas, antes o presente trabalho não só procura comparar esta volatilidade antes e depois do regime de metas de inflação, como também busca analisar estatisticamente as séries de inflação regional.

É importante avaliar qual tem sido o desempenho do regime de metas de inflação no Brasil desde sua implantação em meados de 1999. A Tabela 2.2 mostra que no período do regime de metas de inflação a volatilidade da taxa de inflação se reduziu de 0,91 para 0,68, considerando o mesmo intervalo de tempo. Ao levar em conta o período pós regime de metas de inflação pesquisado, nota-se uma volatilidade de 0,64.

Tal comportamento também é observado para as taxas de inflação pesquisadas para as áreas que compõem a taxa de inflação do país. No caso da taxa de inflação da RMBH, nota-se que sua volatilidade caiu de 0,91 para 0,63.

Segundo Fraga e Goldfajn (2002), para que esse resultado fosse alcançado a nível nacional foi importante reduzir a inércia inflacionária. Estes autores destacam também o avanço do país em ter capacidade de absorver as flutuações cambiais exigidas pela necessidade de ajuste externo, o que depende do sucesso da política monetária em combater o efeito inflacionário das depreciações cambiais.

Tabela 2.2 Comparação Antes e Depois do Regime de Metas de Inflação

	Antes (1994:4 - 1999:2)	Depois (1999:3 - 2004:1)	Depois (1999:3 - 2005:4)
Volatilidades - Coeficiente de Variação (desvio padrão/média, dados trimestrais)			
Índice Geral	0,91	0,68	0,64
R.M. Rio de Janeiro	0,84	0,64	0,65
R.M. Porto Alegre	0,92	0,62	0,59
R.M. Belo Horizonte	0,91	0,63	0,57
R.M. Recife	0,95	0,74	0,72
R.M. São Paulo	0,93	0,78	0,72
Brasília	0,92	0,83	0,81
R.M. Belém	1,18	0,72	0,75
R.M. Fortaleza	1,03	0,76	0,74
R.M. Salvador	1,04	0,68	0,70
R.M. Curitiba	0,88	0,75	0,72
Município Goiânia	0,96	0,64	0,61
Média Mensal da Inflação (%)			
Índice Geral	0,83	0,71	0,66
R.M. Rio de Janeiro	0,87	0,77	0,70
R.M. Porto Alegre	0,82	0,74	0,70
R.M. Belo Horizonte	0,85	0,71	0,68
R.M. Recife	0,83	0,74	0,68
R.M. São Paulo	0,87	0,64	0,61
Brasília	0,79	0,80	0,72
R.M. Belém	0,70	0,81	0,71
R.M. Fortaleza	0,72	0,73	0,66
R.M. Salvador	0,75	0,78	0,69
R.M. Curitiba	0,80	0,73	0,68
Município Goiânia	0,75	0,79	0,74

Fonte: IBGE. Elaboração dos autores.

Como já comentado, em um ambiente de persistência inflacionária, principalmente, em economias em desenvolvimento como a brasileira, alguns agentes econômicos ganham, enquanto muitos perdem. Em consequência, surge uma nova distribuição de renda na sociedade.

Um repique inflacionário como o do segundo semestre de 2002 e primeiro de 2003, por exemplo, provocou uma significativa queda do poder de compra dos salários (12,2%). Segundo Meirelles (2006), o único ano desde 1995 em que a parcela da renda dos 50% mais pobres não subiu foi justamente 2002, marcado por forte aceleração inflacionária.

A nível de Minas Gerais, a Tabela 2.3 mostra que mais da metade da população ocupada mineira possui rendimento até dois salários mínimos. Num ambiente de volatilidade do nível de preços torna-se difícil a manutenção de determinado nível de aquisição de bens e serviços necessários e ainda assim conseguir poupar e/ou se proteger dos aumentos constantes de preços. Portanto, a estabilidade de preços mostra-se de grande importância para o caso de Minas Gerais. Sendo, conseqüentemente, uma condição necessária para que este estado consiga taxas de crescimento maiores.

Neste ambiente de relativa incerteza o uso de técnicas estatísticas e econométricas que permita a determinação de padrões de comportamento presente e futuro das taxas de inflação regional torna-se um instrumento indispensável na categorização do desenvolvimento regional e na determinação de políticas públicas que visem a diminuição de desigualdades regionais, tais como o programa bolsa escola entre outras políticas de transferência de renda.

Tabela 2.3 – População Ocupada (1), segundo classes de rendimentos (2) – Minas Gerais – 2001 a 2003

Especificação	2001	(%)	2002	(%)	2003	(%)
Minas Gerais	8.335.272	100,00%	8.737.068	100,00%	8.835.291	100,00%
Até 1 SM	2.377.807	28,53%	2.739.840	31,36%	2.899.733	32,82%
Mais de 1 a 2 SM	2.290.168	27,48%	2.400.034	27,47%	2.393.945	27,10%
Mais de 2 a 5 SM	1.700.150	20,40%	1.614.739	18,48%	1.696.752	19,20%
Mais de 5 a 10 SM	561.306	6,73%	508.375	5,82%	421.494	4,77%
Mais de 10 a 20 SM	213.447	2,56%	198.286	2,27%	185.317	2,10%
Mais de 20 SM	78.109	0,94%	80.522	0,92%	69.776	0,79%
Sem rendimentos e sem declaração (3)	1.114.285	13,37%	1.195.272	13,68%	1.168.274	13,22%

Fonte: FJP (2005); Dados Brutos da PNAD; (1) pessoas de 10 anos e mais de idade; (2) SM – Rendimentos em Salário Mínimo; (3) Inclusive pessoas que receberam somente em benefícios.

2.1 Análise das estatísticas descritivas

Inicia-se esta seção com o estudo do comportamento estatístico das séries de inflação regionais referentes ao período 10/94 até o final de 2005. Cabe ressaltar novamente que os períodos em análise refletem o comportamento destas séries diante de ambientes favoráveis e desfavoráveis, tais como: crise no México (1995); crise na Ásia (1997); moratória na Rússia (1998); crise brasileira (1999); queda da bolsa Nasdaq (2000); choques negativos da crise Argentina e da energética em 2001, da crise de confiança em 2002 (eleições); crise política no Brasil (2005) etc.

Uma das suposições de parte dos modelos econométricos é a de que as séries modeladas sejam estacionárias. Como os modelos econométricos aqui apresentados fazem parte deste grupo, então procura-se testar a hipótese de não estacionariedade das séries de inflação. Para tanto, aplica-se o teste ADF (Augmented Dickey-Fuller), construído inicialmente sem tendência na equação de teste.

Caso seja constatada, através do teste de raiz unitária a “não estacionariedade”, isto implica que os choques são permanentes e, portanto, não se dissipam num horizonte curto de tempo (presença de memória longa).

Tabela 2.1.1 - Estatísticas Descritivas

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio padrão	Simetria	Curtose	Jarque-Bera	P-value
Índice Geral	0.73	0.57	3.02	-0.51	0.6426	1.395	5.098	68.555	0.000
R.J.	0.77	0.64	3.25	-0.67	0.6893	1.189	4.839	50.845	0.000
Porto Alegre	0.75	0.57	3.29	-0.44	0.6631	1.366	5.080	66.345	0.000
B.H.	0.75	0.56	3.71	-0.58	0.6706	1.328	5.611	78.047	0.000
Recife	0.74	0.59	3.16	-0.72	0.7410	1.150	4.565	43.532	0.000
São Paulo	0.72	0.49	3.18	-0.47	0.7118	1.402	4.937	65.336	0.000
Brasília	0.75	0.56	3.91	-0.71	0.7225	1.396	5.722	85.542	0.000
Belém	0.70	0.60	4.44	-0.55	0.7725	1.641	7.327	165.905	0.000
Fortaleza	0.69	0.54	3.24	-0.66	0.6957	1.285	5.012	59.919	0.000
Salvador	0.72	0.58	3.29	-0.75	0.7183	1.372	5.522	78.140	0.000
Curitiba	0.73	0.58	3.20	-0.57	0.6881	0.974	4.039	27.414	0.000
Goiânia	0.74	0.64	3.69	-0.66	0.6952	1.215	5.755	75.924	0.000

Obs.: Valores estimados pelos autores no Eviews 4.1. Número de observações = 135.

Ao aplicar de forma complementar o teste de raiz unitária com a presença da tendência, os resultados mostraram, como era de se esperar, que em nenhuma das equações de teste a tendência foi

significativa⁷. A Tabela A.1, no anexo, mostra através dos valores calculados a rejeição da hipótese nula de presença de raiz unitária, demonstrando que todas as séries de taxas de inflação aqui analisadas são $I(0)$.

Outra suposição bastante usual na literatura é que as variáveis são aleatórias normalmente distribuídas com média μ e variância σ^2 . Analisando as estatísticas descritivas estimadas e apresentadas na Tabela 2.1.1, percebe-se que as séries não possuem uma distribuição normal. Nota-se também pelos coeficientes de simetria e curtose que estes estão distantes dos valores para uma distribuição normal⁸. A não normalidade é confirmada pela estatística de Jarque Bera, que rejeita a hipótese nula de normalidade em ambos os casos.

Os histogramas das taxas de inflação apresentados na Figuras A.1 não demonstram visualmente uma densidade multimodal na densidade empírica das séries, sugerindo a estacionariedade. Fato anteriormente confirmado pelo teste de raiz unitária ADF.

Já as estatísticas descritivas das taxas de inflação das 11 áreas pesquisadas, Tabela 2.1.1, mostram que no período analisado, ou seja, em uma ambiente de certa estabilidade de preços (baixa inflação), as inflações médias, medianas e seus respectivos desvios-padrões tiveram comportamentos bastantes similares, demonstrando certa uniformidade entre as regiões. Resultado contrário ao obtido por Holanda (2001), que analisa a inflação a partir do INPC (Índice Nacional de Preços ao Consumidor) para cinco regiões referentes ao período de 1994:7 a 1999:4. Mas, o autor destaca em suas conclusões que é de se esperar que a diferença diminua com a consolidação do processo de estabilização de preços.

Essas estatísticas também demonstram que as ações do Banco Central para conter os repiques inflacionários e os efeitos negativos das crises, que surgiram dentro deste período, em princípio não geraram grandes disparidades inflacionárias nas regiões. Isto até porque não existe um diferencial de juros de mercado significativo entre as regiões. Por outro lado, este comportamento homogêneo faz com que regiões mais pobres tenham um comportamento inflacionário semelhante a áreas mais desenvolvidas. No entanto, uma análise mais detalhada de tal processo é adiada para a seção 4 onde são modeladas as taxas de inflação regionais considerando-se que estas possuem uma função de densidade de probabilidade conjunta.

As características apresentadas até o momento indicam apenas que existe certa uniformidade entre as áreas em que o IBGE faz o levantamento do IPCA. Também foi observado a existência de volatilidade nas séries, fato em que os modelos não-lineares são mais adequados para descrever, caso a taxa de inflação apresente variância condicional evoluindo no tempo. Com interesse neste último ponto, a próxima seção procura modelar a dinâmica da volatilidade da taxa de inflação mineira.

3 Modelo de volatilidade condicional: Uma estimação para a taxa de inflação da RMBH

Nesta seção, o objetivo é modelar o que se chama de volatilidade, que é variância condicional de uma variável, no caso do presente trabalho, a taxa de inflação mineira medida pelo IPCA da Região Metropolitana de Belo Horizonte. Para tanto, utiliza-se modelos que apresentam a variância condicional evoluindo no tempo.

Os modelos ARCH (*AutoRegressive Conditionally Heteroscedastic Model*), ou modelos autoregressivos com heteroscedasticidade condicional, foram introduzidos por Engle (1982), com o objetivo de estimar a variância da inflação na Inglaterra através de um modelo alternativo aos usuais em séries temporais. A idéia básica é que a taxa de inflação é não-correlacionado serialmente e que a volatilidade (variância condicional) é uma função linear dos choques ao quadrado ocorridos no passado da taxa.

Bollerslev (1986) ampliou o trabalho original de Engle, desenvolvendo uma técnica que permite a inclusão de valores defasados da variância condicional na equação da variância corrente. O modelo ARCH (p, q) generalizado, que viria a ser chamado GARCH (p, q), permite a presença de componentes autoregressivos e média móvel na variância heterocedástica⁹. Esse processo GARCH pode representar um processo ARCH de mais alta ordem de forma parcimoniosa.

⁷ As defasagens, definidas automaticamente, são introduzidas para controlar problemas de autocorrelação e, por sua vez, foram determinadas através dos critérios de seleção Schwartz (SIC).

⁸ Para uma distribuição normal, a simetria e a curtose deveriam ser equivalentes a zero e três, respectivamente.

⁹ Um resumo da literatura sobre modelos GARCH pode ser obtido em Bueno (2002). Ver também Morettin e Tolo (2004).

Um modelo GARCH(1,1) especifica que a variância depende dos valores passados da variável dependente e do quadrado dos erros passados da regressão original, conforme a equação (3.1) a seguir :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2. \quad (3.1)$$

O modelo GARCH captura, com sucesso, os fatos de a série ter caudas espessas e de um aumento de volatilidade persistir por determinado tempo. Mas, peca quando procura-se captar os efeitos de alavancagem. Ou seja, os modelos GARCH são incapazes de captar assimetrias nas taxas ou retornos, como ocorre na área financeira. Além disso, os parâmetros do modelo têm que ser positivos para que a estacionariedade das séries seja mantida.

Na tentativa de resolver essas dificuldades, Nelson (1991) propôs o modelo de heterocedasticidade condicional auto-regressivo generalizado exponencial (EGARCH), que permite a absorção dos impactos assimétricos e a possibilidade irrestrita de que alguns coeficientes sejam negativos.

Alguns autores, como Nelson (1991), argumentaram que, para algumas séries financeiras, a volatilidade subsequente a um choque negativo seria maior que a gerada por um choque positivo. Este fenômeno ficou conhecido na literatura como “*leverage effect*” (efeito de alavancagem).

No modelo EGARCH a especificação para a volatilidade condicional torna-se:

$$\log \sigma_t^2 = w + \beta \log \sigma_{t-1}^2 + \alpha \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}. \quad (3.2)$$

A especificação logarítmica não permite que a variância seja negativa, evitando a imposição de restrições quanto aos sinais dos parâmetros. A presença do “*leverage effect*” pode ser testada pela hipótese de que $\gamma > 0$. O impacto será assimétrico se $\gamma \neq 0$ ¹⁰. Um parâmetro γ negativo implica que a volatilidade das taxas de inflação aumenta quando os choques forem negativos.

Outro modelo que visa captar esta assimetria dos choques na volatilidade é o TARCH ou Threshold ARCH, introduzido por Zakoian (1994) e Glosten, Jaganathan & Runkle (1993). A especificação para a variância condicional é dada por:

$$\sigma_t^2 = w + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2. \quad (3.3)$$

Onde $d_t = 1$ se $\varepsilon_t < 0$, e 0 caso contrário.

Neste modelo, choques positivos ($\varepsilon_t > 0$) e negativos ($\varepsilon_t < 0$), possuem diferentes efeitos na volatilidade condicional – choques positivos tem um impacto de α , enquanto o choque negativo impacta em $(\alpha + \gamma)$. Se $\gamma > 0$, então se diz que o efeito alavancagem existe. Se $\gamma \neq 0$, o impacto é assimétrico.

Uma especificação de ordem maior para o modelo TARCH, pode ser apresentada por:

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2. \quad (3.4)$$

Após estes breves comentários teóricos, a próxima seção procura estimar a volatilidade condicional para a taxa de inflação da RMBH.

3.1 Estimções e análises dos modelos ARCH, GARCH, EGARCH e TARCH

O primeiro passo consiste em ajustar um modelo ARMA(p, q) à série de taxa de inflação da RMBH, para remover a correlação serial entre as observações.

Após definir a equação da média, verifica-se a presença de heteroscedasticidade condicional, utilizando-se os testes de Box-Pierce-Ljung ou teste de multiplicadores de Lagrange (ML)¹¹.

A identificação das ordens, em geral, é feita usando a função de autocorrelação (fac) e a função de autocorrelação parcial (facp), pois a análise destas funções indica a existência de uma dependência linear entre as observações e, portanto, fornecem indícios de qual modelo é mais apropriado.

Uma análise da facp amostral indica um modelo auto-regressivo como o mais apropriado. O indício é de que seja um modelo AR(1). No entanto, a adequação deste modelo também é testada

¹⁰ Nelson (1991) propõe a função de distribuição Erro Generalizado (GED) para estimar o EGARCH, enquanto o EViews assume que os erros seguem uma distribuição normal. Detalhes sobre as diferenças entre a especificação do EViews para o modelo EGARCH e a do modelo original de Nelson, ver EViews 4 User’s Guide (pág. 393-394).

¹¹ Ver Morettin e Toloi (2004).

verificando outros critérios de ajustamento para modelos auto-regressivos, como mostra a tabela A.2. O critério de informação de Schwartz (SIC) confirma o modelo AR(1), mas o critério de informação de Akaike (AIC) indica um modelo AR(3).

A equação (3.1.1) apresenta o ajustamento do modelo AR(3), de onde se verifica a existência de coeficientes não significativos, a um nível de 5%, pela estatística t entre parênteses.

$$\Pi_t = 0.6746 + 0.4968\Pi_{t-1} + 0.0435\Pi_{t-2} + 0.1494\Pi_{t-3} + \varepsilon_t \quad (3.1.1)$$

(4.8038) (5.6872) (0.4483) (1.7708)

Eliminando estes coeficientes, obtém-se o modelo AR(1), antes selecionado pelo critério SIC¹²:

$$\Pi_t = 0.7144 + 0.6271\Pi_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1.2)$$

(6,1142) (9.6632)

A análise de resíduos do modelo (3.1.2) fornece $Q(20) = 25,216$ com P-valor igual a 0,154. Demonstrando ter eliminado a correlação serial da série.

O próximo passo é verificar se os resíduos deste modelo apresenta heteroscedasticidade condicional. A fac indica a existência de heteroscedasticidade, fato também confirmado pelo teste ML ($T=13,4654$ com $P = 0,0092$, para $p = 4$). Enquanto isto, a facp sugere um ARCH(1). Os resultados do ajustamento deste modelo, Tabela A.3, mostram a significância dos parâmetros. Portanto, o modelo final pode ser expresso pelas seguintes equações:

$$\Pi_t = 0,6622 + 0,6158\Pi_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1.3)$$

$$\sigma_t^2 = 0,1750 + 0,2918\varepsilon_{t-1}^2$$

Este modelo ajustado define o comportamento da volatilidade condicional da taxa de inflação da RMBH como uma função linear dos choques ao quadrado ocorridos no passado desta série, em apenas 1 lag.

As fac e facp dos resíduos padronizados juntamente com as estatísticas de Ljung-Box, com p-valores maiores ou iguais a 0,017 não indicam uma boa adequação do modelo para modelar a dependência linear entre taxas sucessivas. Já as fac, facp e as estatísticas de Ljung-Box dos quadrados dos resíduos padronizados mostram que não existe heteroscedasticidade condicional nos resíduos do modelo. O teste ML ($T=3,6529$ com $P = 0,4550$, para $p = 4$) confirmar também esse resultado.

“A identificação da ordem de um modelo GARCH, a ser ajustado a uma série real, usualmente é difícil. Recomenda-se que se use modelos de ordem baixa, como (1, 1), (1, 2) ou (2, 1) e depois se escolha o modelo com base em vários critérios, como AIC ou BIC, ...” (Morettin e Tolo, 2004). O uso destes modelos para tentar minimizar o problema da dependência linear acima não adiantou, pois os parâmetros dos modelos ajustados não são significativos.

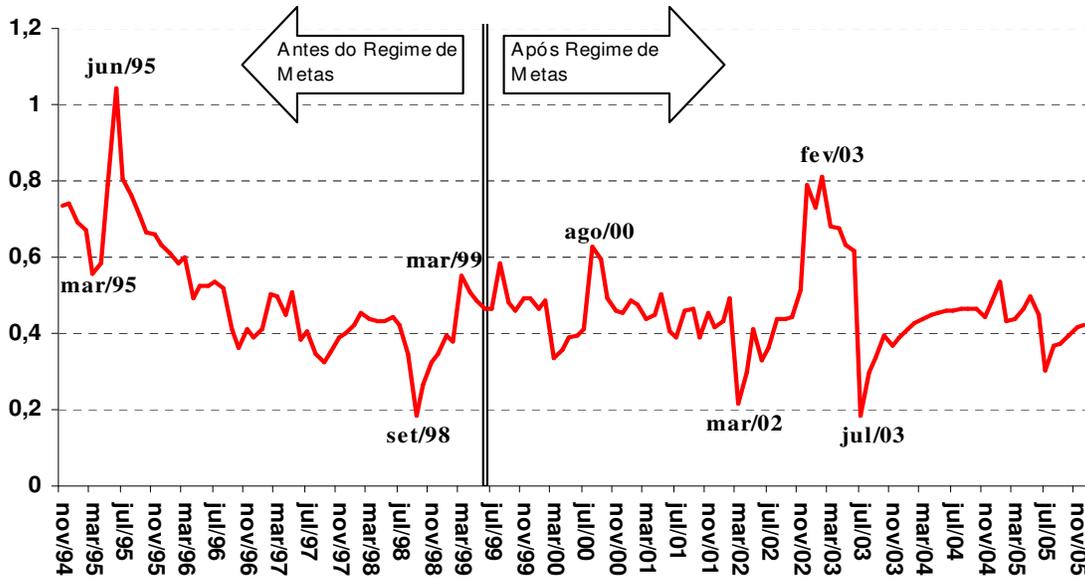
Uma alternativa foi estimar modelos EGARCH e TARARCH, já que os modelos ARCH e GARCH tratam simetricamente as variáveis. A idéia aqui é reanalisar a taxa de inflação da RMBH utilizando modelos que permitem verificar se um efeito assimétrico deve ser incorporado aos modelos ajustados anteriormente.

A partir disto, foi selecionado e estimado os modelos EGARCH (1, 1) e TARARCH (1, 1), baseando-se nos critérios AIC e SIC, ver Tabela A.4 e Tabela A.5. Os resultados são contraditórios, pois o modelo EGARCH (1, 1) mostra que o efeito assimétrico não deve ser incorporado ao modelo, enquanto que o modelo TARARCH (1, 1) indica a existência de um impacto de informação assimétrica.

Com o objetivo de comparar os modelos ajustados às taxas de inflação da RMBH, apresenta-se na Tabela A.6 os valores de alguns critérios de ajustamento, bem como alguns testes de especificação para os resíduos. Analisando os resultados desta tabela, pode-se dizer que o modelo AR(1)-TARARCH(1, 1) ajusta-se melhor à série, pois têm os melhores valores para os critérios de seleção, como também os melhores testes de especificação, em conjunto, para os resíduos ao quadrado estimados. Sendo assim, a Figura 3.1.1 apresenta a estimativa do desvio padrão condicional para este modelo.

¹² Também foi analisado um modelo ARMA(1,1). Apesar de apresentar coeficientes significativos, este modelo não demonstrou melhor adequação segundo os critérios AIC e SIC.

Figura 3.1.1 – Estimativa do desvio padrão condicional da taxa de inflação da RMBH



Analisando a Figura 3.1.1, observa-se que os maiores picos (em ordem cronológica) na volatilidade estimada foram precedidos por crises internas e externas, tais como: junho de 1995 após a economia já sentir os efeitos negativos da crise mexicana; certa alta depois do período final da crise da Ásia, outubro de 1997; elevação da volatilidade pós moratória na Rússia (agosto de 1998) e também da crise cambial brasileira em janeiro de 1999. Isto antes da implantação do regime de metas de inflação. Posteriormente, esse comportamento continua o mesmo frente às novas crises surgidas, tais como: queda da Bolsa Nasdaq, em abril de 2000; e crise de confiança, em 2002.

Os períodos de alta volatilidade da taxa de inflação da RMBH parecem não coincidir com épocas nas quais ocorrem crises no Brasil ou em outros países, como ocorre com algumas séries econômicas e sim são precedidas por tais crises.

A próxima seção analisa o comportamento da taxa de inflação da RMBH em relação às taxas de inflação das demais áreas considerando uma análise multivariada das séries regionais.

4 Modelos Estruturais Lineares Dinâmicos

Nesta seção investiga-se o comportamento das taxas de inflação considerando-se que estas constituem um vetor de variáveis aleatórias com função de densidade de probabilidade conjunta. O objetivo é analisar a endogeneidade das taxas de inflação intra-regionais bem como os impactos que cada região possivelmente exerça sobre a inflação na região metropolitana de BH.

Mais especificamente considere um vetor de N variáveis aleatórias dado por $\mathbf{x}_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$ com função densidade de probabilidade conjunta com T observações dada por: $D_x(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T / \mathbf{X}_0, \mathbf{Q}_T^1, \theta)$ onde \mathbf{X}_0 representa o vetor de condições iniciais, $\mathbf{Q}_T^1 = (q_1, \dots, q_T)$ é um conjunto com m variáveis determinísticas tais como tendência, constante, variáveis dummy e finalmente θ representa o vetor de parâmetros de tamanho k o qual é considerado um subconjunto do espaço real \mathfrak{R}^k . Tal função densidade de probabilidade pode ser escrita sequencialmente e condicional à história de \mathbf{x}_t se assumirmos que esta é dada por: $\mathbf{X}_{t-1} = (\mathbf{X}_0 : \mathbf{X}_{t-1}^1)$, onde $\mathbf{X}_{t-1}^1 = (x_1, \dots, x_{t-1})$ de tal forma que para toda a amostra temos:

$$D_x(\mathbf{X}_T^1 / \mathbf{X}_0, \mathbf{Q}_T^1, \theta) = \prod_{t=1}^T D_x(\mathbf{x}_t / \mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{Q}_T^1, \theta) \quad . \quad (4.1)$$

Em geral o conjunto de parâmetros θ contém alguns parâmetros transitórios¹³ de tal forma que os parâmetros de interesse são na realidade funções de 1 para 1 de θ e a equação (4.1) pode ser reescrita como:

$$D_x \left(\mathbf{X}_T^1 / \mathbf{X}_0, \mathbf{Q}_T^1, \theta \right) = D_x \left(\mathbf{X}_T^1 / \mathbf{X}_0, \mathbf{Q}_T^1, \nu \right) \quad (4.2)$$

onde $\nu = f(\theta)$. A função densidade de probabilidade conjunta como representada em (4.2) comporta na realidade um espectro de modelos que podem ser adotados para caracterizar o comportamento do vetor de variáveis aleatórias e fazer inferências à respeito de ν ¹⁴ Em particular no presente contexto o modelo de interesse é um modelo estrutural linear dinâmico fechado, ou seja, com todas as variáveis sendo tratadas como endógenas e completo, ou seja com o número de equações igual ao número de variáveis endógenas. Como estamos lidando com modelos lineares o ponto de partida natural para a representação da função densidade de probabilidade em (4.2) é um modelo VAR. Desta forma com um vetor $N \times 1$, \mathbf{y}_t de variáveis representadas por séries de tempo pode ser representado por :

$$\mathbf{A}(L)\mathbf{y}_t = \omega\mathbf{D}_t + \vartheta_t \quad (4.3)$$

onde $\vartheta_t \sim IN(\mathbf{0}, \Sigma)$, $\mathbf{A}(L)$ é a matriz polinomial no operador de defasagens de tal forma que:

$$\mathbf{A}(L) = \sum_{j=0}^p \mathbf{A}_j L^j = \mathbf{I}_N + \mathbf{A}^*(L)L.$$

Uma vez que esta matriz possui ordem p (1) pode ser reescrito como um VAR bastando para isso que se considere o seguinte:

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_N - \mathbf{A}^*(L)L\mathbf{y}_t &= \omega\mathbf{D}_t + \vartheta_t \\ \mathbf{y}_t - \mathbf{A}(L)^* \mathbf{y}_{t-1} &= \omega\mathbf{D}_t + \vartheta_t \\ \mathbf{y}_t &= \mathbf{A}(L)^* \mathbf{y}_{t-1} + \omega\mathbf{D}_t + \vartheta_t \end{aligned} \quad (4.4)$$

Finalmente \mathbf{D}_t é um vetor que contém os componentes determinísticos como constante, tendência, variáveis dummies para capturar estacionalidade, etc¹⁵.

A análise dos dados consiste de acordo com Mizon (1995) em extrair informações para o desenvolvimento do modelo empírico não somente da teoria econômica mas também de outras fontes tais como conhecimento da história econômica do período relevante para a análise, o modo como os dados são mensurados e definidos e a forma como estes se relacionam com a teoria econômica, a amostra disponível de variáveis que sejam de interesse, etc. Assim as diversas fontes de informações podem ser exploradas ao máximo. Como a análise se dá explorando diferentes fontes de informação o desenvolvimento dos modelos empíricos deve seguir um rigoroso processo de avaliação à partir de testes tanto má especificação onde são analisadas a adequação do modelo especificado às hipóteses quanto de especificação onde são exploradas as possibilidades de simplificar o modelo proposto sem perder coerência com a informação disponível.

Um modelo que atenda a essas características é então definido como congruente com o conjunto de informações disponível. O ponto central da metodologia é seguir uma estratégia progressiva, ou seja partindo de modelos mais gerais, representados aqui pelo VAR em direção a modelos mais específicos (estrutural linear dinâmico), no sentido de que a estrutura econômica subjacente às taxas de inflação regionais não necessariamente precisa ser conhecida antes do início da análise dos dados.

A partir da especificação do modelo estrutural linear dinâmico para as inflações regionais analisamos o impacto dos choques ocorridos em cada uma das regiões relevantes no modelo especificado sobre a região metropolitana de BH através das funções de impulso-resposta bem como as possíveis relações de causalidade. Este trabalho inova em relação ao desenvolvido em Holanda (2001) por identificar um modelo econométrico congruente com a informação disponível antes de proceder a análise da função de impulso-resposta. Além disso como destacado em Hendry e Mizon (1999) causalidade no

¹³ O termo em inglês correspondente é *transient* o qual pode ser definido como não durável ou não permanente.

¹⁴ Para uma taxonomia à respeito de tais modelos vide Hendry (1995) capítulo 8.

¹⁵ Note que no formato de (2) o sistema é fechado e completo.

sentido de Granger num modelo empírico não denota ligações de causalidade no sentido de influências genuínas no mundo real. Portanto utiliza-se o conceito de causalidade empírica como definida por estes para determinar as relações existentes procurando evitar que o teste reflita tão somente um fenômeno de redução, ou seja, a presença ou ausência de valores passados num conjunto de informação limitado como o utilizado em Holanda (2001) com o uso de modelos bi-variados para testes de causalidade.

4.1) Resultados Empíricos:

Inicialmente estimou-se um VAR(2) para as taxas de inflação em percentual¹⁶, incluindo-se tendência, dummies para sazonalidade para as onze regiões metropolitanas em questão além dummies para os seguintes períodos: maio de 1995, janeiro de 2001 e novembro de 2002 todas significantes a um nível de confiança de 1%. A ordem do VAR foi imposta por questões de parcimônia dado que o modelo totaliza 418 parâmetros. Por questões de restrição de espaço omitimos os testes de má-especificação de cada equação além de apresentarmos somente a equação correspondente à região metropolitana de BH. Os resultados dos testes de má-especificação são apresentados na tabela 4.1¹⁷¹⁸.

Tabela 4.1 Testes de Má-Especificação VAR(2)

<i>Teste</i>	<i>AR(7)</i>	<i>Normalidade</i>	<i>Heterocedasticidade</i>
System	0.83298	53.107	3140.4
(p-value)	(0.9223)	(0.0002)	(0.0913)

O modelo não apresenta sinais de violação dos pressupostos de resíduos não-autocorrelacionados e homocedásticos, rejeitando contudo a hipótese de normalidade. Tal resultado se contrapõe aos indícios de autocorrelação nos resíduos quando considerado a análise univariada para a inflação na região metropolitana de BH na seção anterior, explicitando que a inclusão de novas variáveis eliminou a evidência de autocorrelação. As evidências contra a hipótese de normalidade dos resíduos são consideradas contraditórias, contudo, uma vez que individualmente apenas a equação para a região de Porto Alegre rejeita a hipótese nula a um nível de significância de 5%, mas não a 1%. Dado o elevado número de parâmetros a serem estimados optou-se pela não inclusão de mais variáveis dummies no sentido de controlar a existência de outliers. O modelo não apresentou ainda sinais de instabilidade nos parâmetros quando considerando os testes de Chow para quebra-estrutural e resíduos um passo à frente. Por limitação de espaço omitimos os gráficos.

Na sequência inicia-se o processo de especificação seguindo a metodologia geral para específico como discutida em Hendry (1995). Testa-se a exclusão sequencialmente dos lags que não se mostraram relevantes no VAR como um todo, quais sejam da região do Distrito Federal (1 e 2), Curitiba (1 e 2) Salvador (2), Fortaleza (1 e 2), Recife (1 e 2), Belém (1 e 2), Belo Horizonte (1) e Rio de Janeiro (2). As exclusões representaram uma redução de 418 para 253 parâmetros não sendo rejeitadas nos testes de encompassing como apresentado na tabela A.7 no Anexo. Da mesma maneira que no sistema mais geral não existem evidências de autocorrelação nos resíduos e heterocedasticidade e instabilidade nos parâmetros, mas o teste de normalidade rejeita a hipótese nula, apresentando porém fraca evidência individualmente para a equação de Porto Alegre.

A partir deste ponto procede-se a especificação do modelo estrutural linear dinâmico. Os resultados dos testes de encompassing são apresentados na tabela A.8 do Anexo. Destaca-se a substancial redução no número de parâmetros de 418 para 223. O modelo estrutural dinâmico proposto não apresenta sinais de

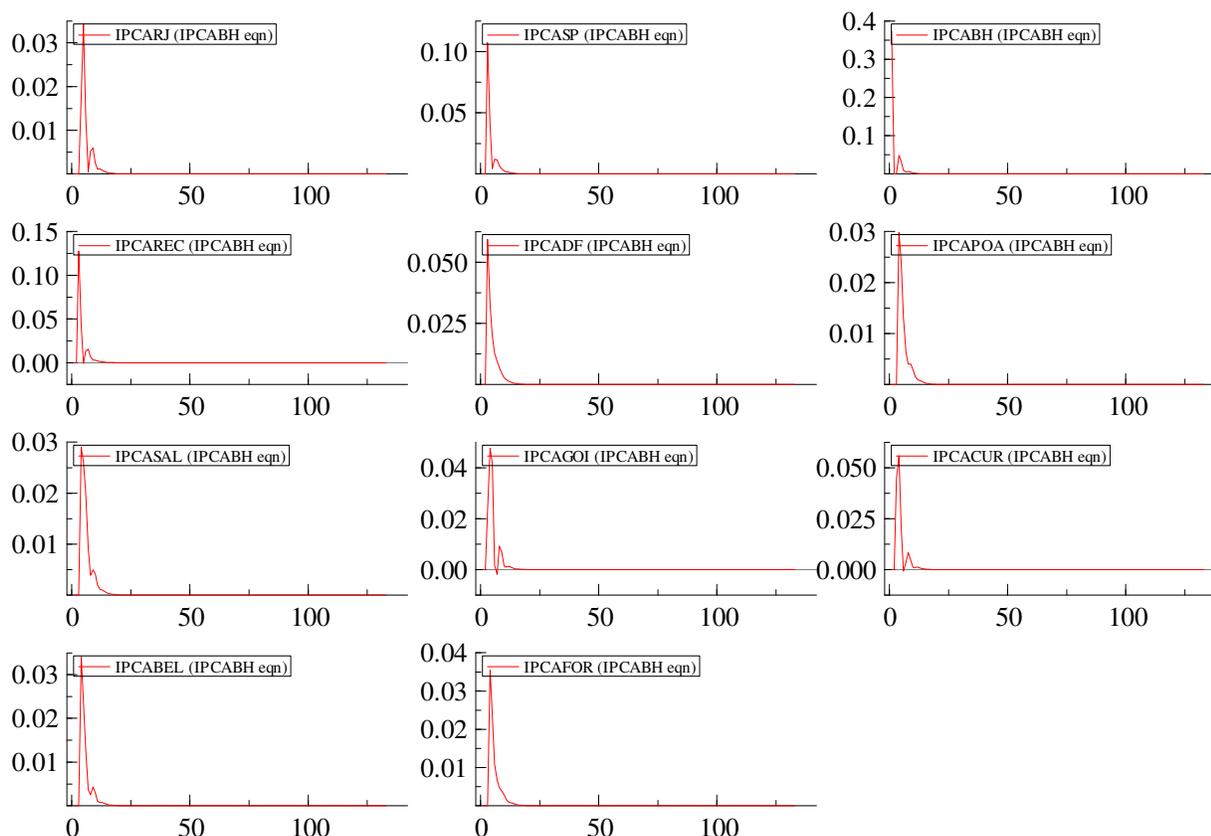
¹⁶ Utiliza-se para a estimação o software PC-GIVE versão 10.0 Examinando-se os autovalores da companion matrix estes não apresentaram evidências da presença de raiz unitária em consonância com o teste ADF apresentado na seção 2.

¹⁷ Os resultados das estimações estão disponíveis para consulta mediante solicitação aos autores.

¹⁸ Os testes de diagnóstico ou má-especificação examinados são o teste LM para autocorrelação de ordem p nos resíduos, (AR 1-p), o teste de normalidade proposto em Doornik and Hansen (1994), o teste ARCH como proposto em Engle (1982) e finalmente o teste de heterocedasticidade baseado em White (1980). Os testes para o system são a contrapartida daqueles para equações individuais todos como descrito em Doornik and Hendry (1997).

resultados derivados da análise conjunta de todas as regiões evidenciam que as impressões apresentadas na seção 2 são incorretas quanto à suposta homogeneidade dos processos inflacionários indicando que medidas de política econômica e redução da pobreza vão ter seus impactos distorcidos se consideradas em um nível nacional. Em particular para a região metropolitana de Belo Horizonte parece que a relevância dos impactos inflacionários se encontra-se totalmente concentrada em São Paulo com a inflação em BH ajustando-se defasadamente à inflação desta última e não possuindo qualquer caráter autoregressivo.

Gráfico 4.1 Funções de Impulso Resposta Modelo Linear Estrutural Dinâmico Choque em BH



Este resultado contrasta com o modelo AR(1) na seção 3 identificado para a média da inflação na região metropolitana de BH. De maneira oposta estes resultados estão de acordo com os obtidos por Holanda (2001) onde o autor conclui que existe um processo de harmonização nos processos durante o período de alta inflação e que após o plano Real há uma tendência de dispersão. O autor enfatiza ainda que espera-se que com o decorrer do tempo e a consolidação da estabilização dos preços existiria uma tendência à convergência nas inflações regionais, fato não observado até o presente como demonstram os resultados acima mesmo com a implementação do sistema de metas de inflação. Contudo tal harmonização parece não se observada devido às grandes diferenças regionais principalmente no que diz respeito à inflação na região metropolitana de BH. A equação estimada apresenta evidências de que a dinâmica da inflação nesta região é dominada basicamente pela inflação na região metropolitana de São Paulo. Tal resultado vai na mesma direção do comportamento do IBGE em atribuir maior peso à região metropolitana de São Paulo na composição do índice nacional.

5) Conclusões

O presente trabalho procurou investigar empiricamente a distribuição regional da inflação via análise de modelos econométricos univariados e multivariados. O enfoque central é o comportamento da inflação na região metropolitana de Belo Horizonte dado a sua importância relativa na composição do índice nacional e aos impactos que a inflação possui sobre a distribuição de renda e melhora nos

indicadores sociais. A hipótese é de que dentro de um regime de metas de inflação a utilização da taxa de juros como o principal instrumento de política monetária pode afetar de maneira desigual dada as dimensões continentais do Brasil e as desigualdades regionais já estabelecidas por um processo de industrialização acelerada e concentrada.

Utilizando-se critérios de análises descritivas observa-se certa redução de volatilidade nas inflações regionais a partir da implementação do sistema de metas de inflação bem como uma possível harmonização.

A alta volatilidade condicional para região de Belo Horizonte demonstrou que esta é afetada pelas crises internas e externas durante o período de análise com certa defasagem em relação às datas de ocorrência das crises.

O modelo econométrico estimado na seção 4 evidencia que a aparente harmonização encontrada na seção 2 não se sustenta na medida em que os choques na inflação de São Paulo são distribuídos pelas demais regiões e que de maneira oposta os impactos na inflação mineira são concentrados na própria região metropolitana de São Paulo e em Recife. Ademais ressalta-se que a inflação na região metropolitana de Belo Horizonte é dinamicamente determinada por valores passados da inflação em São Paulo, não possuindo portanto qualquer impacto autoregressivo para a própria região de Belo Horizonte.

A partir da assimetria verificada empiricamente sugere-se que as políticas monetária e de distribuição de renda levem em consideração que a dinâmica das inflações regionais mostra um comportamento heterogêneo.

5 Referências bibliográficas

Bueno, R. L. S. (2002). Ainda os modelos GARCH. **Economia Aplicada**, V. 6, N. 2.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**, 31, 307-327.

De Souza, J. A. (2004). Para entender os índices de preços: uma visão moderna. **Revista de Economia Mackenzie**, Ano 2, n. 2, p. 141-168.

Doornik, J. A., Hasen, H. (1994) A practical test for univariate and multivariate normality, **Discussion Paper**, Nuffield College, Oxford University.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. inflation. **Econometrica**, 50, 987-1008.

Eviews (2002). Versão 4.1. Quantitative Micro Software.

Fraga, A. e Goldfajn, I. (2002). Política Monetária no Brasil. **Valor Econômico**. 06/novembro.

Fundação João Pinheiro – FJP. Informativo PIB MG – 4º Trimestre de 2005. http://www.fjp.mg.gov.br/produtos/cei/informativo_pib.pdf. Acesso em 21/03/2006.

Fundação João Pinheiro – FJP. Perfil de Minas Gerais 2005. <http://www.fjp.gov.br/produtos/cei/perfil2005portugues.pdf>. Acesso em 21/03/2006.

Glosten, L., Jagannathan & Runkle, D. (1993). On the relation between expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. **Journal of Finance**, 45, 1779-1801.

Hendry, D.F. (1995) **Dynamic econometrics**. Oxford: Oxford University Press.

_____ e Mizon, G.E. (1999) The pervasiveness of Granger causality in econometrics, in: Engle, R.F., White, H. (org) **Cointegration, causality and forecasting**, Oxford: Oxford University Press.

Holanda, M. C. (2001). Distribuição regional de inflação e o regime de metas de inflação no Brasil. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v.32, n. especial, p. 458-466.

IBGE (1986). Notas sobre o índice nacional de preços ao consumidor-amplo. **Revista de Economia Política**, v. 6, n. 1, janeiro-abril.

IBGE – Metodologia – Estrutura de ponderação a partir da POF 2000-2003. http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/precos/inpc_ipca/srmipca_pof.pdf. Acesso em 21/03/2006.

Meirelles, H. C. Implementação da Política Monetária no Brasil. <http://www.bc.gov.br/?APRESPRONUNC>. Acesso em 25/03/2006.

Mizon, G. E. (1995) Progressive modelling of macroeconomic time series: The LSE methodology, in Hoover, K. D. **Macroeconometrics: Developments, tensions and prospects**, Boston: Kluwer Academic Publishers.

Morettin, P. A. e Toloi, C. M. C. (2004). **Análise de series temporais**. São Paulo: Edgard Blücher.

Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. **Econometrica**, 59, 347-70.

White, H. (1980) A heteroskedastic-consistent covariance matrix estimator and a direct tes for heroskedasticity, *Econometrica*, 48: 817-838.

Zakoian, J. M. (1994) Threshold heteroskedasticity models. **Journal of Economic Dynamics and Control**, 18, 931-955.

Anexo

Figura A.1 - Densidade

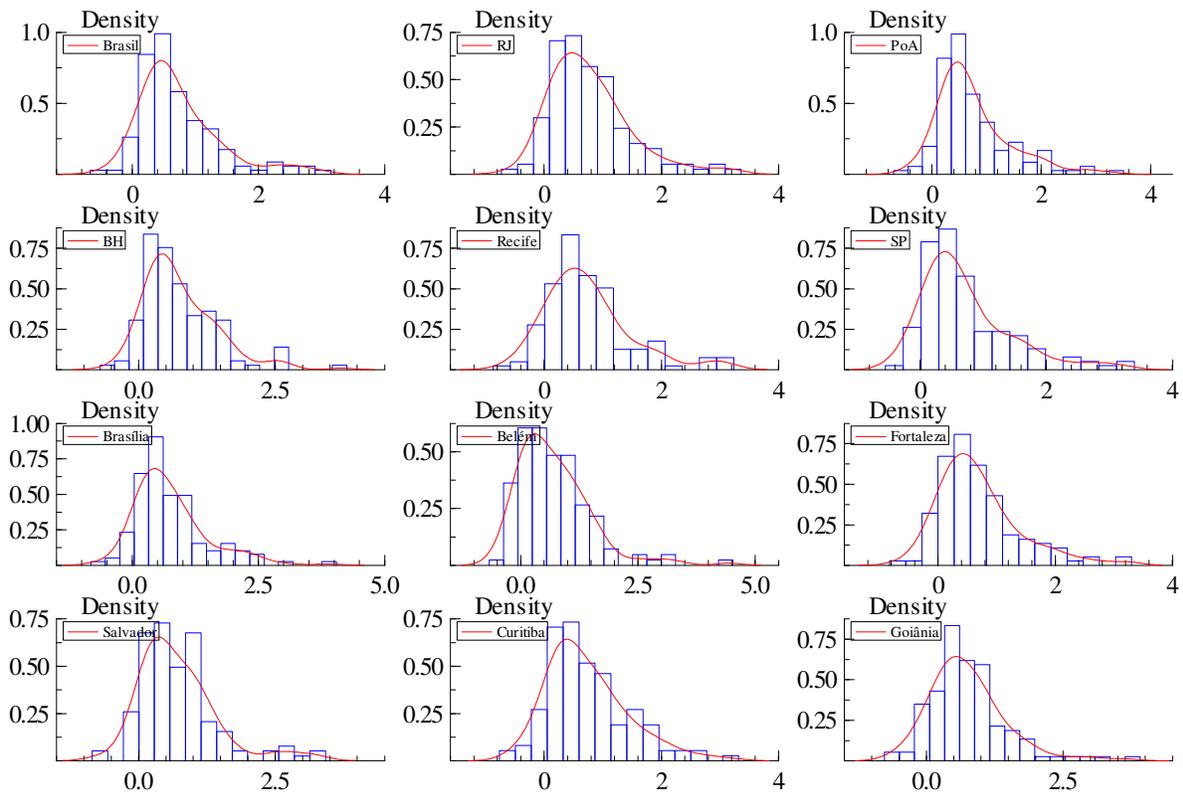


Tabela A.1 - Teste de Raiz Unitária – Augmented Dickey-Fuller

Variáveis	Modelo	Lags	t- estatístico	1% ^a	5% ^a
ΔIPCA Geral	Trend e intercept	0	-4.950945***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-4.907530***	-3.479656	-2.883073
	None	0	-3.445749***	-2.582334	-1.943229
ΔIPCA RJ	Trend e intercept	0	-5.756901***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.590535***	-3.479656	-2.883073
	None	0	-3.726229***	-2.582334	-1.943229
ΔIPCA POA	Trend e intercept	0	-5.431774***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.378712***	-3.479656	-2.883073
	None	0	-3.587186***	-2.582334	-1.943229
ΔIPCA BH	Trend e intercept	0	-5.843465***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.745191***	-3.479656	-2.883073
	None	2	-2.700207***	-2.582599	-1.943266
ΔIPCA Recife	Trend e intercept	0	-5.854403***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.839196***	-3.479656	-2.883073
	None	3	-2.659466***	-2.582734	-1.943285
ΔIPCA SP	Trend e intercept	0	-5.674348***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.505572***	-3.479656	-2.883073
	None	0	-3.990134***	-2.582334	-1.943229
ΔIPCA Brasília	Trend e intercept	0	-5.594023***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.562169***	-3.479656	-2.883073
	None	1	-3.406776***	-2.582465	-1.943247
ΔIPCA Belém	Trend e intercept	0	-6.966583***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-7.054778***	-3.479656	-2.883073
	None	0	-5.289182***	-2.582334	-1.943229
ΔIPCA Fortaleza	Trend e intercept	0	-5.730286***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-5.752735***	-3.479656	-2.883073
	None	2	-3.122602***	-2.582599	-1.943266
ΔIPCA Salvador	Trend e intercept	0	-6.257233***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-6.274939***	-3.479656	-2.883073
	None	1	-3.318923***	-2.582465	-1.943247
ΔIPCA Curitiba	Trend e intercept	0	-6.313543***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-6.167622***	-3.479656	-2.883073
	None	2	-2.829086***	-2.582599	-1.943266
ΔIPCA Goiânia	Trend e intercept	0	-7.231203***	-4.027959	-3.443704
	Intercept	0	-7.230852***	-3.479656	-2.883073
	None	2	-2.639282***	-2.582599	-1.943266

Obs.: ***, ** significativo a 1% e 5%, respectivamente; a => Valores Críticos. Testes calculados pelos autores no Eviews 4.1. Critério de seleção SIC, lag máximo = 12.

Tabela A.2 - Valores de AIC, SIC para a taxa de inflação da RMBH

Modelo	AIC	SIC
AR(1)	1.479218	1.523114*
AR(2)	1.479704	1.545548
AR(3)	1.472247 *	1.560039
AR(4)	1.472314	1.582054

Obs.: Testes calculados pelos autores no Eviews 4.1.

Tabela A.3 – AR(1)-ARCH(1)

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.662179	0.112811	5.869834	0.0000
AR(1)	0.615825	0.067537	9.118352	0.0000
Variance Equation				
C	0.175049	0.030794	5.684567	0.0000
ARCH(1)	0.291759	0.135822	2.148097	0.0317
R-squared	0.413189	Mean dependent var	0.741119	
Adjusted R-squared	0.399647	S.D. dependent var	0.655156	
S.E. of regression	0.507631	Akaike info criterion	1.431139	

Sum squared resid	33.49959	Schwarz criterion	1.517641
Log likelihood	-91.88630	F-statistic	30.51214
Durbin-Watson stat	2.171164	Prob(F-statistic)	0.000000

Obs.: Testes calculados pelos autores no Eviews 4.1.

Tabela A.4 – Modelo AR(1)-EGARCH (1, 1)

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.792507	0.109925	7.209517	0.0000
AR(1)	0.637253	0.071474	8.915905	0.0000
Variance Equation				
C	-1.197656	0.489678	-2.445804	0.0145
RES/SQR[GARCH](1)	0.313582	0.269696	1.162726	0.2449
RES/SQR[GARCH](1)	0.376957	0.144415	2.610239	0.0090
EGARCH(1)	0.381595	0.261825	1.457443	0.1450
R-squared	0.412263	Mean dependent var	0.741119	
Adjusted R-squared	0.389305	S.D. dependent var	0.655156	
S.E. of regression	0.511985	Akaike info criterion	1.386460	
Sum squared resid	33.55244	Schwarz criterion	1.516214	
Log likelihood	-86.89283	F-statistic	17.95692	
Durbin-Watson stat	2.216819	Prob(F-statistic)	0.000000	

Obs.: Testes calculados pelos autores no Eviews 4.1.

Tabela A.5 – Modelo AR(1)-TARCH (1, 1)

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.679130	0.113619	5.977275	0.0000
AR(1)	0.615577	0.065259	9.432890	0.0000
Variance Equation				
C	0.053308	0.019606	2.718907	0.0065
ARCH(1)	0.153526	0.089280	1.719612	0.0855
(RESID<0)*ARCH(1)	-0.374604	0.115396	-3.246250	0.0012
GARCH(1)	0.763641	0.126466	6.038297	0.0000
R-squared	0.413710	Mean dependent var	0.741119	
Adjusted R-squared	0.390808	S.D. dependent var	0.655156	
S.E. of regression	0.511354	Akaike info criterion	1.379421	
Sum squared resid	33.46984	Schwarz criterion	1.509175	
Log likelihood	-86.42121	F-statistic	18.06441	
Durbin-Watson stat	2.172532	Prob(F-statistic)	0.000000	

Obs.: Testes calculados pelos autores no Eviews 4.1.

Tabela A.6 – Valores de alguns critérios de ajustamento dos modelos e testes de especificação

Critério	AR(1)-ARCH(1)	AR(1)-EGARCH(1, 1)	AR(1)-TARCH(1, 1)
Critério de Akaike	1.431139	1.386460	1.379421*
Critério de Schwartz	1.517641	1.516214	1.509175*
Log verossimilhança	-91.88630	-86.89283	-86.42121*
Testes de especificação			
Teste LM (4) ^b	Obs*R-squared = 3,6529 P = 0,4550	Obs*R-squared = 2,6717 P = 0,6142	Obs*R-squared = 2,7322 P = 0,6036
Testes de Ljung- Box (lag de especificação = 36) ^b	P ≥ 0,153	P ≥ 0,025	P ≥ 0,361
Normalidade (Jarque-Bera) ^a	7,1144 P = 0,0285	5,5076 P = 0,0637	7,8357 P = 0,0199

Obs.: Testes calculados pelos autores no Eviews 4.1. (a) teste para os resíduos padronizados, (b) teste para o quadrado dos resíduos padronizados.

Tabela A.7 – Testes de Encompassing VAR(2)

Model	T	p	Progress to date				
			log-likelihood	SC	HQ	AIC	
SYS(2)	133	418	OLS	-116.02113	17.114	11.722	8.0304
SYS(3)	133	330	OLS	-162.94326	14.584	10.327	7.4127
SYS(4)	133	308	OLS	-182.71239	14.073	10.099	7.3791
SYS(5)	133	286	OLS	-201.50643	13.546	9.8566	7.3309
SYS(8)	133	275	OLS	-208.68518	13.250	9.7020	7.2735
SYS(9)	133	253	OLS	-225.20588	12.689	9.4253	7.1911

Tests of model reduction (please ensure models are nested for test validity)

SYS(2) --> SYS(3): F(88,566)= 0.73177 [0.9651]
 SYS(2) --> SYS(4): F(110,649)= 0.84668 [0.8607]
 SYS(2) --> SYS(5): F(132,712)= 0.91803 [0.7260]
 SYS(2) --> SYS(8): F(143,738)= 0.92335 [0.7197]
 SYS(2) --> SYS(9): F(165,780)= 0.95450 [0.6390]
 SYS(3) --> SYS(4): F(22,186)= 1.3549 [0.1420]
 SYS(3) --> SYS(5): F(44,357)= 1.3307 [0.0856]
 SYS(3) --> SYS(8): F(55,434)= 1.2644 [0.1066]
 SYS(3) --> SYS(9): F(77,564)= 1.2403 [0.0918]
 SYS(4) --> SYS(5): F(22,190)= 1.3108 [0.1682]
 SYS(4) --> SYS(8): F(33,280)= 1.2053 [0.2113]
 SYS(4) --> SYS(9): F(55,443)= 1.1932 [0.1723]
 SYS(5) --> SYS(8): F(11,97) = 1.0052 [0.4477]
 SYS(5) --> SYS(9): F(33,286)= 1.1163 [0.3096]
 SYS(8) --> SYS(9): F(22,196)= 1.1783 [0.2709]

Tabela A.8 – Testes de Encompassing Modelo Estrutural Linear Dinâmico

Model	T	p	Progress to date				
			log-likelihood	SC	HQ	AIC	
MOD(1)	133	253	FIML	-225.20588	12.689	9.4253	7.1911
MOD(3)	133	226	FIML	-230.98859	11.783	8.8678	6.8720
MOD(4)	133	223	FIML	-231.07556	11.674	8.7975	6.8282

Tests of model reduction (please ensure models are nested for test validity)

MOD(1) --> MOD(3): Chi²(27)= 11.565 [0.9958]
 MOD(1) --> MOD(4): Chi²(30)= 11.739 [0.9989]
 MOD(3) --> MOD(4): Chi²(3) = 0.17395 [0.9817]
