A Metodologia dos Testes de Causalidade em Economia

Francisco Galrão Carneiro

Departamento de Economia
Universidade de Brasilia

Resumo. O texto apresenta uma introdução aos métodos de análise de causalidade em economia. São discutidos o teste de causalidade de Granger, o teste de causalidade de Sims e o teste de causalidade para variáveis cointegradas. Chama-se atenção para o fato de que (i) os testes de causalidade *per se* não caracterizam, necessariamente, o status de exogeneidade de uma dada variável no seu sentido econômico; e (ii) que os resultados da análise de causalidade podem se apresentar bastante sensíveis à escolha da estrutura de defasagens das variáveis a serem testadas. Dois exemplos práticos sobre testes de causalidade para o caso brasileiro são apresentados. Conclui-se com um resumo dos principais passos envolvidos no teste de causalidade.

Palavras-chave: causalidade, séries temporais, estimação, teste de hipóteses.

Endereço para correspondência: Departamento de Economia, Instituto de Ciências Humanas (IHD), Universidade de Brasília, Caixa Postal 04496, Brasília-DF, CEP 70.910-900. Fax: (061)340-2311. Tel: (061)272-3548. Email: fgc1@guarany.cpd.unb.br.

1. Introdução

Aprendemos desde cedo em econometria que a análise de regressão lida com a dependência de uma variável com relação a outras. No entanto, a análise de regressão pura e simples não implica em causalidade. A esse respeito, Kendall e Stuart (1961) afirmam que a identificação de uma relação estatística entre duas ou mais variáveis, por mais forte que seja, não pode nunca estabelecer uma relação causal entre elas; nossas convicções a respeito de qualquer relação de causalidade devem se originar de fora da estatística, baseando-se, fundamentalmente, em alguma teoria já estabelecida ou até mesmo no senso comum (p. 279). Dessa forma, quando

testamos modelos econômicos empiricamente estamos nos norteando numa relação causal que já deve estar implícita no modelo postulado.

No entanto, podemos nos defrontar com uma situação na qual duas variáveis quaisquer X e Y podem ter um efeito mútuo entre si, dependendo da estrutura de defasagens distribuídas entre elas. Esse é o ponto de interesse para o econometrista que tem a tarefa de responder às seguintes questões: (i) é possível dizer que X causa Y ($X \rightarrow Y$); (ii) que Y causa X ($Y \rightarrow X$); ou (iii) que existe existe simultaneidade entre as duas ($X \rightarrow Y$ e $Y \rightarrow X$)? Em suma, estamos interessados em descobrir se podemos identificar uma relação estatística de causa e efeito entre X e Y quando existe uma relação de *precedência temporal* entre as duas variáveis.

Dessa forma, é interessante lembrar que o termo causalidade, no sentido estatístico, não é sinônimo de endogeneidade, conforme visto acima. Por essa razão, Leamer (1985) sugere o uso do termo *precedência* ao termo *causalidade*. Contudo, este último já se encontra popularizado e bem estabelecido na literatura devendo o leitor ficar ciente de que as expressões *precedência temporal* e *causalidade* significam a mesma coisa.

Neste texto, veremos os principais métodos que permitem ao econometrista identificar uma relação estatística de causalidade (ou precedência temporal) entre duas variáveis quaisquer. Na seção 2, apresentamos o método que ficou conhecido por teste de causalidade de Granger, que parte do pressuposto de que o futuro não pode causar o passado ou o presente. A seção 3 apresenta o teste de causalidade de Sims, que proporciona uma forma alternativa de se testar se há precedência temporal entre duas variáveis. Na seção 4, apresentamos uma versão mais moderna do teste de causalidade de Granger, que permite analisar relações de causalidade quando as variáveis em questão são cointegradas. A seção 5 traz um exemplo prático para ilustrar a metodologia dos testes de causalidade, e a seção 6 sumariza os principais passos envolvidos nos testes de causalidade.

2. O Teste de Causalidade de Granger

O teste de causalidade que ficou mais popularizado na literatura deve-se ao econometrista Clive Granger e assume que o futuro não pode causar o passado nem o presente[1]. Por exemplo, se o evento A ocorre depois do evento B, sabemos que A não pode causar B. Ao mesmo tempo, se A ocorre antes que B, isso não significa que A, necessariamente, cause B. O exemplo clássico são as previsões de chuva do meteorologista. O fato de a previsão ocorrer primeiro do que a chuva não implica que o meteorologista cause a chuva. Na prática, o que temos são duas séries temporais A e B e estaríamos interessados em saber se A precede B, ou B precede A, ou se A e B ocorrem simultaneamente. Essa é a essência do teste de causalidade de Granger, que não se propõe a identificar uma relação de causalidade no seu sentido de endogeneidade [veja Maddala (1992)]. Alguns exemplos de testes de causalidade para o caso brasileiro são sobre a precedência temporal do salário mínimo sobre os outros salários da economia [Carneiro e Faria (1996)] ou se mudanças na taxa de câmbio precedem mudanças no saldo da balança comercial [Ferreira (1993)].

Considere duas séries de tempo X_t e Y_t[2]. O teste de causalidade de Granger assume que a informação relevante para a predição das respectivas variáveis X e Y está contida apenas nas séries de tempo sobre essas duas variáveis. Dessa forma, uma série de tempo estacionária X causa, no sentido de Granger, uma outra série estacionária Y se melhores predições estatisticamente significantes de Y podem ser obtidas ao incluirmos valores defasados de X aos valores defasados de Y. Em termos mais formais, o teste envolve estimar as seguintes regressões:

$$X_t = \Sigma a_i Y_{t-i} + \Sigma b_i X_{t-i} + u_{1t} \qquad (1)$$

$$Y_t = \Sigma c_i Y_{t-i} + \Sigma d_i X_{t-i} + u_{2t} \qquad (2)$$

onde u_{it} são os resíduos que assumimos serem não-correlacionados.

---

[1] Gujarati (1995) nota que talvez fosse mais apropriado se falar em teste de causalidade Wiener-Granger, uma vez que a mesma metodologia foi sugerida anteriormente por Wiener (1956).

[2] Neste ponto, seguimos de perto a exposição de Gujarati (1995).

A equação (1) postula que valores correntes de X estão relacionados a valores passados do próprio X assim como a valores defasados de Y; a equação (2), por outro lado, postula um comportamento similar para a variável Y. Nada impede que as variáveis X e Y sejam representadas na forma de taxas de crescimento, o que aliás tem sido quase que a regra geral na literatura, uma vez que é difícil achar variáveis que sejam estacionárias em seus níveis.

Após a estimação, podemos distinguir quatro casos diferentes:

1. *Causalidade unilateral de Y para X*: quando os coeficientes estimados em (1) para a variável defasada Y são conjuntamente diferentes de zero ($\Sigma a_i \neq 0$), e quando o conjunto de coeficientes estimados em (2) para a variável X não forem estatisticamente diferentes de zero ($\Sigma d_i = 0$).

2. *Causalidade unilateral de X para Y*: quando o conjunto de coeficientes defasados para a variável Y na equação (1) não for estatisticamente diferente de zero ($\Sigma a_i = 0$) e o conjunto de coeficientes defasados para a variável X em (2) o for ($\Sigma d_i \neq 0$).

3. *Bicausalidade ou simultaneidade*: quando os conjuntos de coeficientes defasados de X e Y forem estatisticamente diferentes de zero em ambas as regressões.

4. *Independência*: quando, em ambas as regressões, os conjuntos de coeficientes defasados de X e Y não forem estatisticamente diferentes de zero.

Em termos mais gerais, desde que o futuro não pode predizer o passado, se a variável X Granger-causa a variável Y, então mudanças em X devem *preceder temporalmente* mudanças em Y.

2.1 A Escolha do Número de Defasagens

Um ponto importante na análise da relação de causalidade entre duas variáveis diz respeito à escolha do número apropriado de defasagens a ser utilizado nas regressões (1) e (2). Maddala (1992) sugere que a dimensão das defasagens é, em certo sentido, arbitrária. Isso porque existe uma variedade de métodos alternativos para se determinar o tamanho ótimo de defasagens em um modelo. Gujarati (1995), no entanto, alerta para o fato de que a análise de causalidade é bastante sensível ao número de defasagens escolhido. Davidson e MacKinnon (1993) e Mills (1993) sugerem que se procure identificar o número de defasagens em primeiro lugar e só depois, então, efetuar os testes de causalidade.

Davidson e MacKinnon argumentam que a escolha de um número elevado de defasagens seria preferível, uma vez que dessa forma o analista pode verificar como a exclusão de algumas defasagens afeta o resultado das estimações. Além disso, a escolha de poucas defasagens pode causar um sério viés devido à omissão de variáveis relevantes (estimador de mínimos quadrados das variáveis que permanecem serão inconsistentes e as variâncias e erros-padrão desses coeficientes serão incorretamente calculados); por outro lado, a escolha de mais defasagens do que o necessário pode levar ao viés de inclusão de variáveis irrelevantes, que é menos sério do que no caso anterior (os coeficientes podem ser estimados consistentemente pelo método de mínimos quadrados, mas tendo-se em mente que suas variâncias podem ser menos eficientes). Na verdade, esse é o método de modelagem originalmente proposto pelo econometrista escocês David Hendry[3], que sugere que a escolha do melhor modelo deve ser feita gradativamente, partindo-se de um modelo bem geral e, a partir de vários testes, ir estreitando o alcance do modelo na análise final (*general to specific modelling*).

Um dos testes mais conhecidos para a escolha do tamanho ótimo das defasagens deve-se a Schwarz (1978) e consiste em minimizar a seguinte função:

$$SC = \ln \vartheta^2 + m \ln n \qquad (3)$$

onde ϑ^2 é a estimativa de máxima verossimilhança de σ^2 (= soma do quadrado dos resíduos dividida por n), m é o número de defasagens, e n é o número de observações. Basicamente, parte-se de um modelo de regressão com várias defasagens e vai-se gradativamente reduzindo o número de defasagens até que se encontre aquele valor de m que minimize o valor de SC (*Schwarz Criterion*)[4].

3. O Teste de Causalidade de Sims

Um teste alternativo de causalidade deve-se a Sims (1972) e, da mesma forma como no teste de Granger, parte do pressuposto de que o futuro não pode causar o presente. Assumindo que desejamos investigar se X causa Y, consideremos o seguinte modelo:

$$Y_t = a + b_k X_{t-k} + b_{k-1} X_{t-k+1} + \ldots + b_1 X_{t-1} + b_0 X_t + g_1 X_{t+1} + g_2 X_{t+2} + \ldots + g_m X_{t+m} + u_t \quad (4)$$

Esta regressão inclui valores passados, correntes e futuros de X, onde k denota o número de defasagens e m o número de valores futuros. Se X causa Y, então a soma dos coeficientes dos termos nos valores futuros de X deve ser estatisticamente igual a zero. Em outras palavras, a idéia é que as predições de Y, baseadas em valores presentes e passados de X, não podem ser aperfeiçoadas com a inclusão de valores futuros de X. Assim, apesar de o teste de Sims apresentar diferenças econométricas em relação ao teste de causalidade de Granger, os dois testes partem do mesmo pressuposto e testam a mesma hipótese: que o futuro não pode causar o presente[5].

---

[3] Veja Hendry (1996) para uma síntese da contribuição de David Hendry à metodologia econométrica.

[4] A maioria dos pacotes econométricos sobre análise de séries temporais já traz o teste de Schwarz rotineiramente.

[5] Para uma discussão mais detalhada dos dois testes, veja Chamberlain (1982).

4. O Teste de Causalidade para Variáveis Cointegradas[6]

Uma crítica aos testes de causalidade tradicionais vistos acima diz respeito ao fato de que eles se concentram apenas em relações de curto prazo, negligenciando, assim, qualquer informação proveniente da tendência de longo prazo das séries temporais em questão. Isso porque como as séries originais geralmente têm que ser transformadas para alcançarem a estacionaridade, através tipicamente de uma transformação não-linear (do tipo log-diferença, onde $\Delta x_t = \log X_t - \log X_{t-1}$, a informação de longo prazo contida originalmente nas séries é perdida por definição.

Uma versão mais moderna do teste de causalidade de Granger, que permite que se identifiquem possíveis relações de causalidade entre duas variáveis originárias de uma mesma tendência de longo prazo, pode ser derivada do método de correção dos erros, proposto por Engle e Granger (1987). O método de Engle e Granger modifica o teste padrão de causalidade de Granger na medida em que incorpora um possível efeito de longo prazo numa análise de curto prazo[7], o que é a essência da análise de cointegração.

Estatisticamente, uma série temporal será estacionária se sua média, variância e covariância forem invariantes com relação ao tempo. Neste caso, a série será denotada por I(0), significando que ela é integrada de ordem zero. Uma série que precisa ser diferenciada uma vez para atingir a estacionaridade é denotada por I(1). Geralmente, qualquer combinação linear de duas séries I(1) também será I(1). No entanto, se existir alguma combinação linear entre duas séries temporais que seja I(0), então existirá cointegração entre essas duas séries. Dessa forma, se x_1 e x_2 são séries I(1) ao passo que a seqüência h_t, definida como $h_t = x_{1t} - \tau x_{2t}$, for I(0), então x_{1t} e x_{2t} serão cointegradas e o parâmetro τ será o parâmetro de cointegração.

---

[6] Esta seção pressupõe que o leitor já esteja familiarizado com o conceito de ordem de integração de séries temporais e com a metodologia de análise de cointegração.

[7] Veja Miller e Russek (1990) para uma discussão mais detalhada das diferenças entre testes de causalidade usando o método de correção de erros e os testes padrões de causalidade no sentido de Granger.

O método baseado no mecanismo de correção de erros (também conhecido pela sigla ECM, do inglês *Error Correction Mechanism*) examina se valores defasados de uma variável X podem ajudar a explicar mudanças nos valores correntes de uma outra variável Y, mesmo se mudanças passadas em Y não sejam relevantes, assumindo-se, no entanto, que ambas as variáveis X e Y sejam estacionárias. A intuição é de que se as duas variáveis forem cointegradas, então parte da mudança corrente em X pode ser o resultado de movimentos corretivos em Y para que se atinja novamente o equilíbrio de longo prazo com a variável X. Desde que X e Y possuam uma tendência em comum, a causalidade deverá existir pelo menos em uma direção. Portanto, pode-se achar ainda causalidade inversa e até mesmo bi-causalidade.

Em termos mais formais, para testar causalidade quando as variáveis são cointegradas, usa-se as seguintes equações:

$$\Delta Y_t = \alpha_{1,o} + \Sigma_i \beta_{1,i} \Delta Y_{t-i} + \Sigma_i \Phi_{1,i} \Delta X_{t-i} + \lambda_1 \varepsilon_{t-1} + u_t \quad (5)$$

$$\Delta X_t = \alpha_{2,o} + \Sigma_i \beta_{2,i} \Delta X_{t-i} + \Sigma_i \Phi_{2,i} \Delta Y_{t-i} + \lambda_2 \nu_{t-1} + v_t \quad (6)$$

onde u e v são resíduos, e ε_{t-1} e ν_{t-1} são os valores defasados dos resíduos dos seguintes vetores de cointegração $Y_t = \tau_1 X_t + e_t$ e $X_t = \tau_2 Y_t + n_t$.

Na equação (5), a hipótese nula de que X Granger-causa Y não pode ser rejeitada se o coeficiente de ε_{t-1} for significante e/ou os valores dos $\Phi_{1,i}$'s forem conjuntamente significantes. Em outras palavras, o valor de ε em um período representa o erro a ser corrigido no período seguinte. Se Y e X forem positivamente relacionados, então l seria negativo, o que significa que um valor extremamente alto de X relativamente a Y provocaria uma redução em X. O mesmo tipo de análise aplica-se ao caso de ν na equação (6), para a hipótese nula de que Y Granger-causa X.

5. Resultados Empíricos

Baffes e Shah (1994) usaram o teste de Granger para investigar a natureza da causalidade entre gastos do governo (G) e receitas tributárias (R) para Argentina, Brasil e Chile. Os dados utilizados pelos autores se extendem de 1895 a 1985 e têm freqüência anual. Os resultados obtidos estão resumidos na Tabela 1[8].

Apenas no caso do Brasil foi possível achar causalidade uniderecional onde aumentos na receita tributária parecem preceder aumentos nos gastos do governo. Nos casos de Argentina e México, os resultados sugerem causalidade simultânea, já que não foi possível rejeitar a hipótese nula de que os coeficientes das variáveis defasadas são estatisticamente diferentes de zero na estimação das regressões para os dois sentidos de causalidade.

Carneiro e Faria (1996) aplicam o teste de causalidade para variáveis cointegradas para verificar a direção de causalidade entre o salário mínimo e os outros salários no Brasil. Os autores usam dados mensais para o período 1980 a 1993 e utilizam seis defasagens para cada variável em suas estimativas. Tanto o salário mínimo quanto a variável usada como *proxy* para os outros salários (salário nominal médio na indústria de transformação) foram considerados I(1) (a 95% de confiança), no total da amostra e nos sub-períodos 1980-85 e 1986-93.

Os resultados resumidos na Tabela 2 indicam que havia causalidade uniderecional do salário mínimo para os outros salários no Brasil, entre 1980 e 1985. Apesar de o coeficiente do termo ECM não ter sido estatisticamente significante, os coeficientes defasados para o salário mínimo foram conjuntamente diferentes de zero na equação onde o salário de mercado aparece como variável dependente. Para o período mais recente (1986-93), no entanto, os autores encontram simultaneidade entre o salário mínimo e o salário de mercado. Os coeficientes defasados para o salário mínimo na equação com o salário de mercado como variável dependente, e os

[8] Baffes e Shah não citam o número de defasagens escolhido para cada país, se limitando apenas a dizer que o número ótimo de defasagens fora escolhido pelo critéiro de informação de Akaike (AIC).

coeficientes defasados para o salário de mercado quando o salário mínimo foi a variável dependente, em ambos os casos foram significativamente diferentes de zero. Os coeficientes do termo ECM não foram estatisticamente significantes nas duas regressões.

6. Sumário e Conclusões

A seguir, apresentamos os principais passos envolvidos nos testes de causalidade discutidos acima. Como o teste de causalidade para variáveis cointegradas compreende o teste original proposto por Granger, nosso sumário concentrar-se-á no primeiro desses métodos.

1° Passo - Verificar a estacionaridade das séries de tempo escolhidas para definir sua ordem de integração.

2° Passo - Testar o modelo escolhido para a existência de cointegração. Tanto o método de cointegração proposto por Engle e Granger (1987) quanto o método mais recente proposto por Johansen (1988) são válidos para esta etapa do processo.

3° Passo - Utilize um dos métodos disponíveis na literatura para a escolha do número ótimo de defasagens a ser utilizado na análise. Se houver cointegração, utilize os resíduos da equação de longo prazo como um mecanismo de correção de erros na equação de curto prazo a ser usada no teste de causalidade - equações (5) e (6).

4° Passo - A hipótese nula a ser testada é a de que o conjunto dos coeficientes defasados da variável explicativa (tanto na equação (5) como na equação (6)) são estatisticamente iguais a zero. No caso de haver cointegração, verificar também se o coeficiente do termo ECM é estatisticamente significante.

5° Passo - A decisão baseia-se no teste F para a significância conjunta dos coeficientes defasados e na significância do coeficiente do termo ECM. Se o valor calculado de F excede o valor crítico de F, ao nível escolhido de significância, rejeitamos a hipótese nula e, nesse caso, concluímos que os coeficientes são diferentes de zero. Ou seja, a variável explicativa causa, no sentido de Granger, a variável dependente.

6° Passo - Caso o conjunto dos coeficientes defasados da variável explicativa não seja considerado diferente de zero, mas o coeficiente do termo ECM seja estatisticamente significante, pode-se ainda concluir que existe causalidade no sentido de Granger.

Por fim, como regra geral, fica a observação de que o número de defasagens a ser utilizado nas regressões pode representar uma importante questão prática, uma vez que os resultados podem se apresentar bastante sensíveis à escolha do número ótimo de defasagens. Da mesma forma, o

econometrista deve ter em mente a idéia de que os testes de causalidade aqui discutidos são suficientes para estabelecer uma relação de precedência temporal entre as variáveis, mas não necessariamente o status de exogeneidade de uma variável com relação a outra. Como afirmamos no início, a relação de dependência entre duas ou mais variáveis deve se originar em modelos teóricos bem fundamentados.

Bibliografia

Baffes, J. e Shah, A. (1994) Causality and comovement between taxes and expenditures: historical evidence from Argentina, Brazil and Mexico, **Journal of Development Economics** 44, 311-31.

Carneiro, F.G. e Faria, J.R. (1996) Causality between the minimum wage and other wages, **Applied Economics Letters**, forthcoming.

Chamberlain, G. (1982) The General Equivalence of Granger and Sims Causality, **Econometrica** 50, 569-82.

Davidson, R. e MacKinnon, J.G. (1993) **Estimation and Inference in Econometrics**, Oxford Economic Press, Nova York.

Engle, R.F. e Granger, C.W.J. (1987) Co-integration and error correction: representation, estimation and testing, **Econometrica** 55, 251-76.

Ferreira, A.H.B. (1993) Testes de Granger-causalidade para a balança comercial brasileira, **Revista Brasileira de Economia**, 83-95.

Granger, C.W.J. (1969) Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral models, **Econometrica** 34, 541-51.

Gujarati, D.N. (1995) **Basic Econometrics**, 3rd edition, McGraw-Hill, Londres.

Hendry, D. (1996) **Econometrics: alchemy or science? Essays in econometric methodology**, Blackwell, Oxford.

Johansen, S. (1988) Statistical analysis of cointegration vectors, **Journal of Economic Dynamics and Control** 12, 231-54.

Kendall, M.G. e Stuart, A. (1961) **The Advanced Theory of Statistics**, Charles Griffin Publishers, Nova York.

Leamer, E.E. (1985) Vector autoregressions for causal inference, in K. Brunner e A. Meltzer (org.), Understanding Monetary Regimes, **Journal of Monetary Economics**, supplement, 255-304.

Maddala, G.S. (1992) **Introduction to Econometrics**, 2nd edition, MacMillan, Nova York.

Miller, S.M. e Russek, F.S. (1990) Co-integration and error correction: the temporal causality between government taxes and spending, **Southern Economic Journal** 57, 221-29.

Mills, T.C. (1993) **The Econometric Modelling of Financial Time Series**, Cambridge University Press.

Scharwz, G. (1978) Estimating the dimension of a model, **Annals of Statistics** 6, 461-64.

Sims, C.A. (1972) Money, income and causality, **American Economic Review** 62, 540-52.

Wiener, N. (1956) The theory of prediction, in E.F. Beckenback (org.), **Modern Mathematics for Engineers**, McGraw-Hill, Nova York.

Tabela 1: Testes de Causalidade entre Receitas e Despesas do Governo

Direção de Causalidade	Amostra - Valor F	Decisão
Argentina	1913-1984	
R ==> G	6.93	Não Rejeitar
G ==> R	13.35	Não Rejeitar
Brasil	1908-1985	
R ==> G	4.96	Não Rejeitar
G ==> R	0.17	Rejeitar
México	1895-1984	
R ==> G	12.04	Não Rejeitar
G ==> R	13.16	Não Rejeitar

Nota: Adaptado da Tabela 2 de Baffes e Shah (1994).

Table 2: Resumo do Teste de Causalidade entre Salario Minimo e Salario de Mercado no Brasil

	Sub-Periodo 1980-85	Sub-Periodo 1986-93
Equacao para o Salario de Mercado (w)		
Teste de Significancia Conjunta para Valores Defasados de Δm	F(7, 48) = 9.529	F(7, 79) = 10.905
Coeficiente do ECM	-0.190 (-0.721)	-0.304 (-1.199)
Equacao para o Salario Minimo (m)		
Teste de Significancia Conjunta para Valores Defasados de Δw	F(7, 48) = 1.553	F(7, 79) = 6.032
Coeficiente do ECM	-0.110 (-0.578)	-0.168 (-0.789)
Causalidade	Unidirecional Minimo $\Rightarrow$ Mercado	Bi-direcional Minimo $\Leftrightarrow$ Mercado

Nota: Os numeros em parentesis na linha dos coeficientes ECM sao as estatisticas t.