AULAS 25 E 26
VARIÁVEIS INSTRUMENTAIS

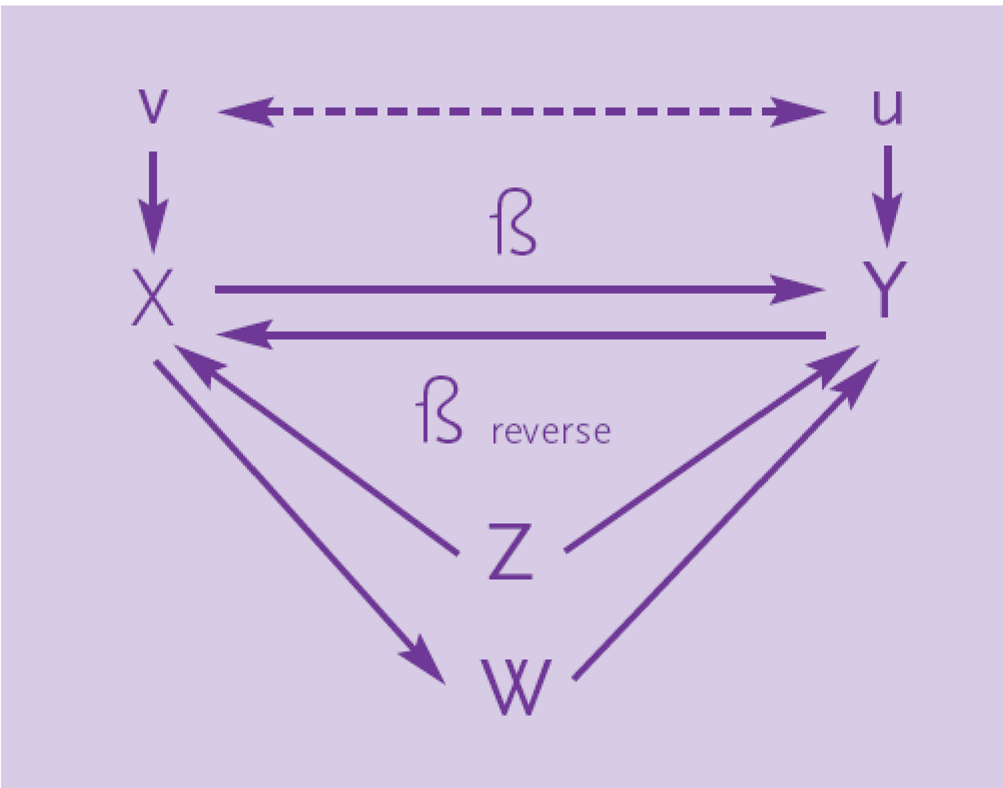
Ernesto F. L. Amaral

11 e 13 de junho de 2013
Técnicas Avançadas de Avaliação de Políticas Públicas (DCP 098)

Fonte:
Curso "Técnicas Econométricas para Avaliação de Impacto" do "International Policy Centre for Inclusive Growth" (IPC-IG) da "United Nations Development Programme" (UNDP) (http://www.ipc-undp.org/evaluation).

CORRELAÇÃO NÃO IMPLICA CAUSALIDADE

– No mundo real, por trás de uma correlação entre Y e X, podemos ter a seguinte situação:



– X, Y, W e Z são variáveis observáveis e u e v representam características não-observáveis.

– A omissão da variável W pode não ser um problema, pois ela representa uma das formas na qual X causa Y e isso pode não ser de interesse do pesquisador.

VARIÁVEIS OMITIDAS

– Se existe um Z que causa Y e este Z não está incluído no modelo, Z causa u.

– Se Z também causa X, u estará correlacionado com X.

– Intuitivamente, Z impõe um nível para X e outro para Y.

– A conseqüência é uma associação entre X e Y que não é necessariamente derivada de uma causalidade entre X e Y.

– A direção do viés depende se os efeitos de Z sobre X e Y são positivos ou negativos.

CAUSALIDADE REVERSA

– Como no caso de variáveis omitidas, a causalidade reversa resulta em correlação de X com termo de erro (u).

– Relembremos as soluções para variáveis omitidas:

1) Coletar informações adicionais:

   – Causalidade reversa não pode ser solucionada com coleta adicional de dados no decorrer do tempo.

2) Manipular variáveis independentes (X):

   – Possível de ser aplicado para causalidade reversa.

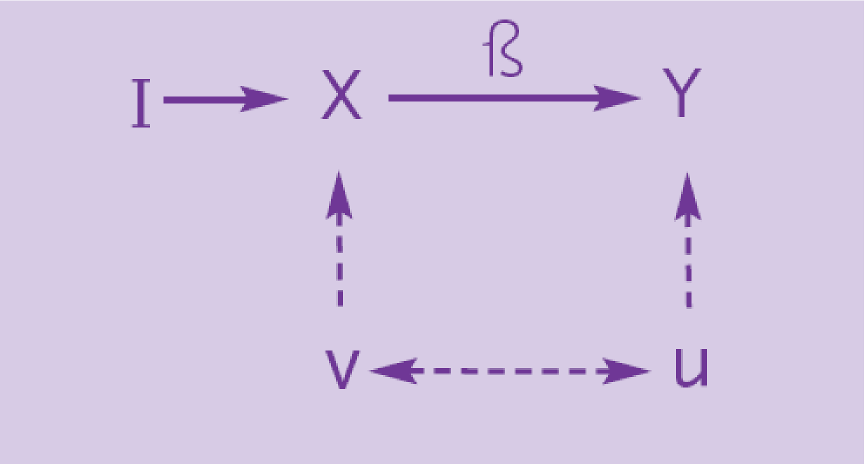
3) Modelar correlação entre termos de erro:

   – Causalidade reversa não pode ser solucionada com esta modelagem, porque viés ocorre mesmo se termos de erro não estão correlacionados entre as equações.

VARIÁVEL INSTRUMENTAL (*INSTRUMENTAL VARIABLE* – IV)

– Manipular as variáveis independentes (X) de forma que seus efeitos sobre a variável dependente (Y) não estejam sendo influenciados por outras variáveis não observadas.

– Método de manipular X ao identificar um instrumento (I) que seja correlacionado com X, mas que não tenha efeito direto sobre Y, além das mudanças induzidas em X.



– Pressuposto é que I afeta X, mas não está correlacionado com u, o que é difícil de verificar.

DIFÍCIL IMPLEMENTAÇÃO DE INSTRUMENTO

– É difícil identificar variáveis que afetam X, mas que não afetam Y.

– Há um fator determinando a variável de tratamento (D) que também determina Y ou é determinado por Y:

$$Y = \beta_0 + \beta_k X_k + \alpha D + v$$

$$E(v) = 0$$

$$Cov(X_k, v) = 0$$

$$Cov(D, v) \neq 0$$

– Basicamente, o método de variável instrumental busca eliminar do modelo essa correlação.

– Esse método é bastante empregado em casos de omissão de variáveis e erros de medida.

– Utiliza-se um instrumento (variável instrumental): I.

EXEMPLO DE PROBLEMA DE ENDOGENEIDADE (SALÁRIO E EDUCAÇÃO)

– Maior escolaridade aumenta rendimentos salariais.

– O problema é que a habilidade determina o salário, assim como pessoas mais habilidosas procuram mais educação.

– Incluir ocupação na equação salarial?

– Pode haver correlação espúria entre ocupação e salário.

PRESSUPOSTOS

– Nas estimativas dos escores de propensão de pareamento, tínhamos alguns pressupostos importantes (SUTVA; e independência da média condicional).

– Na definição de variável instrumental, I satisfaz dois pressupostos (restrição de exclusão; e correlação de I e D é diferente de zero).

– Temos que lidar com estes pressupostos:

  – SUTVA.
  – Restrição de exclusão.
  – Monotonicidade.
  – Correlação de I e D é diferente de zero.

SUTVA

– Rubin (1986) aponta que uma condição necessária para identificação de um contrafactual é a Suposição de Valor Estável da Unidade de Tratamento (*Stable-Unit-Treatment-Value Assumption, SUTVA*).

– O fato de uma unidade receber o tratamento não afeta o resultado potencial de uma unidade que não o recebeu.

– Quando exposto a um tratamento (D), pressuposto é que o resultado Y de um indivíduo será o mesmo, não importando o mecanismo de seleção e o tratamento das outras unidades: $Y(0) \perp D$

– SUTVA pode ser violado quando existem outras versões não representadas de tratamento ou quando há interação entre os indivíduos.

– SUTVA: suposição de não-confundimento/ignorabilidade.

NEGLIGENCIANDO FATORES NÃO-OBSERVÁVEIS

– Negligenciar fatores não-observados significa supor que os mesmos não possuem efeito sobre a diferença nos possíveis resultados para um mesmo indivíduo.

– Isto também pode ser chamado de seleção sobre variáveis observáveis.

– Uma condição necessária para a identificação de causalidade em um modelo de seleção sobre variáveis observáveis (X) é uma versão condicional da SUTVA, onde:

$$Y(0) \perp D \mid X$$

– Isso implica uma independência condicional de Y(0) e o tratamento.

INDEPENDÊNCIA DA MÉDIA CONDICIONAL

– Há ainda a suposição de independência da média condicional.

– O valor de Y é semelhante entre o grupo de tratamento (D=1) e o grupo de controle (D=0), controlando pelos valores de X:

$$E[Y(0)|\ D=1,\ X] = E[Y(0)|\ D=0,\ X\ ] = E[Y(0)|\ X\ ]$$

– Além disso, é necessário que para cada valor de X, existe tanto um caso tratado pela política (D=1) quanto um caso não-tratado (D=0):

$$0 < Pr(D=1|\ X) < 1$$

MAIS PRESSUPOSTOS

– O pressuposto de SUTVA leva a outros pressupostos também necessários, os quais são mais difíceis de satisfazer (Holland, 1986):

  – Estabilidade temporal e transitoriedade causal.

  – Homogeneidade das unidades investigadas.

  – Independência do tratamento.

  – Efeito constante.

RESTRIÇÃO DE EXCLUSÃO

– I é a variável de designação do tratamento, aleatoriamente distribuída na população (é a intenção do tratamento).

– Os efeitos médios de D (variável de tratamento) sobre Y (variável de interesse) são os mesmos para os dois tipos de indivíduos determinados por I (variável instrumental).

– Pressuposto não testável diretamente, uma vez que está baseado em um contrafactual.

RESTRIÇÃO DE EXCLUSÃO

– D (variável de tratamento) & I (variável instrumental).

– I = 1 para o indivíduo elegível.

– I = 0 para o indivíduo não elegível.

– Se todos os elegíveis recebem o tratamento, I = D.

– No entanto, esse é o caso ideal.

– Na realidade, temos quatro tipos de indivíduos:

Não elegível	**Elegível**	
	I=1; D=0	**I=1; D=1**
I=0; D=0	*Never-taker*	*Complier*
I=0; D=1	*Defier*	*Always-taker*

– *Compliers*: indivíduos que mudam de comportamento influenciados pelo instrumento.

MONOTONICIDADE

– Há uma monotonicidade do efeito de I sobre D para todos indivíduos.

– Essa é uma restrição não verificável, mas bastante plausível.

– Alternativamente, poderia ser assumido efeito de tratamento constante para todos os indivíduos.

– Ou seja, há a restrição da possibilidade de heterogeneidade.

CORRELAÇÃO DE I E D É DIFERENTE DE ZERO

– Há suposição de que $corr(I,D) \neq 0$.

– Basicamente, essa suposição diz que I apresenta um efeito sobre D.

– Dessa forma, I também afeta Y, mas apenas indiretamente, via D.

– Isto é, pode-se definir um efeito médio causal de I sobre D:

$$E[D(I=1) - D(I=0)]$$

VIOLAÇÃO DE PRESSUPOSTOS

– **SUTVA**: se a variável de interesse de um indivíduo é afetada pela condição de tratamento das demais pessoas ou por algum outro tratamento que ocorre ao mesmo tempo, não podemos identificar o contrafactual (Rubin, 1986).

– **Restrição de exclusão**: quanto maior a correlação entre I e D, isto é, quanto mais forte o instrumento, menos sensível é o estimador à violação da restrição de exclusão.

– Porém, quanto maior o efeito de I sobre Y, maior o viés do efeito do tratamento.

VIOLAÇÃO DE PRESSUPOSTOS

– **Monotonicidade**: mesmo se a proporção de *defiers* for baixa (indivíduos que mudam de comportamento influenciados pelo instrumento de forma negativa), o viés pode ser alto, caso o instrumento seja fraco.

– Se o efeito médio do tratamento para *compliers* e defiers é o mesmo, então a violação da monotonicidade não produz viés.

– **corr(I,D) = 0**: não há identificação do efeito do tratamento, uma vez que I não representa um instrumento.

VIÉS E PROCURA DE SOLUÇÃO

- Na estimação do efeito de políticas públicas, o viés pode aparecer em dois casos:
  - Variável omitida que determina D e Y (seleção sobre observáveis).
  - Fatores não observáveis que determinam D e Y (seleção sobre não observáveis).
- No segundo caso, há abandono do pressuposto de independência da média condicional.
- Em outras palavras, $P(D=1|Y,X) \neq P(D=1|X) = p(x)$.
- Para contornar o problema, a ideia é retirar de u o componente correlacionado com v.
- É possível aplicar variável instrumental, Heckman, diferenças em diferenças, modelos estruturais...

EQUAÇÕES SIMULTÂNEAS

– É possível realizar estimação simultânea do modelo de auto-seleção amostral (X) e da equação da variável dependente principal (Y), utilizando estimador de máxima verossimilhança (*maximum likelihood estimator*).

– Este tipo de modelagem é chamado de informação completa de máxima verossimilhança (*full information maximum likelihood* – FIML).

– A variável X pode ser dicotômica ou contínua.

– Esse modelo utiliza o pressuposto de distribuição conjunta dos termos de erro (v, u).

MODELOS MULTIVARIADOS

– Utilização de modelos multivariados com variáveis instrumentais (I) e outras variáveis independentes (R) para explicar X, com erro aleatório (v):

$$X = R\gamma + I\alpha + v$$

– Valores preditos de X:

$$X\ predito = R\gamma^* + I\alpha^*$$

– O erro aleatório (v) não aparece acima porque há o pressuposto que tenha média zero [E(v)=0].

– O valor predito de X não tem o problema de correlação entre os erros aleatórios (v, u) das equações de X e Y.

– O valor predito de X é usado para estimar o efeito causal (β) em Y, em procedimento chamado de dois estágios de mínimos quadrados (*two-stage least squares* – 2SLS).

LIDANDO COM CAUSALIDADE REVERSA

– Por não ser causada pela omissão de variáveis, um modelo de efeitos fixos não corrige este tipo de viés.

– Precisamos manipular as variáveis independentes, com experimento ou variáveis instrumentais.

– Quando os termos de erro (v, u) não são correlacionados, um parâmetro β consistente é estimado por meio de modelos com duas equações (2SLS).

– Quando os termos de erro (v, u) são correlacionados, é preciso estimar um modelo de três estágios de mínimos quadrados (*three-stage least squares* – 3SLS):

  – Os dois primeiros estágios corrigem o viés em β.

  – O terceiro estágio corrige os erros padrão dos coeficientes, ao considerar a correlação entre os termos de erro (v, u).

LATE

– Há um Efeito de Tratamento Médio Local (*Local Average Treatment Effect*, LATE):

$$E[Y_1 - Y_0 \mid D(1) - D(0) = 1] =$$

$$E[Y(1,D(1)) - Y(0,D(0))] \,/\, E[D(1) - D(0)]$$

– LATE representa o impacto sobre os *compliers*, não sendo, em geral, representativo do efeito sobre todos os tratados.

– LATE = ATE = ATT se o efeito de tratamento é homogêneo.

– Importante: não podemos identificar o grupo dos *compliers*, ou seja, os indivíduos que mudam de comportamento influenciados pelo instrumento.

ATE

– ATE: supondo ausência de heterogeneidade do impacto, os mínimos quadrados ordinários em dois estágios (MQ2E) produzem resultados consistentes e eficientes.

– No entanto, há controvérsia sobre a melhor maneira de estimar o primeiro estágio.

– É possível estimar duas regressões lineares.

– Também é possível estimar uma regressão de estimação de probabilidade (logística ou probit) e depois uma regressão linear:

$$P(D=1 \mid X, I)$$

$$Y = \beta_0 + \beta_k X_k + \alpha D + u$$

EFEITO DE TRATAMENTO MARGINAL

– O efeito de tratamento marginal (*marginal treatment effect*, MTE) pode ser estimado de diferentes formas.

– **LATE** (efeito de tratamento médio local) é igual ao valor esperado do MTE, para o intervalo de I, em que a taxa de participação é diferente.

– **ATE** (impacto médio do tratamento sobre a população como um todo) é igual ao valor esperado de MTE, incluindo todos os indivíduos.

– **ATT** (impacto médio do tratamento sobre o grupo de tratamento) é igual ao valor esperado de MTE, excluindo os indivíduos que não participam do tratamento.

ESTIMAÇÃO DE LATE, ATE E ATT

– **LATE**: Y = $\delta + \alpha D + u$, usando I como instrumento.

– **ATE** incluindo interações, além dos instrumentos na primeira equação. As médias das variáveis (X-barra) consideram os valores de todos indivíduos da amostra (tratamento e controle):

$$P(D=1 \mid X, I)$$

$$Y = \beta_0 + \beta_k X_k + \alpha D + D(X - X\text{-}barra)\delta + u$$

– **ATT** incluindo interações, além dos instrumentos na primeira equação. As médias das variáveis (X-barra) consideram somente os valores do grupo de tratamento.

ALEATORIZAÇÃO E VARIÁVEL INSTRUMENTAL

– Tanto a aleatorização da eligibilidade ao tratamento, quanto a aleatorização da participação dentre os elegíveis garante que as mesmas não sejam correlacionadas com fatores pessoais ou sociais.

– Portanto, tratados e controles não apresentam diferenças, na média, nas características não observáveis.

– ATE = ATT quando:

  – Não há heterogeneidade.

  – Há heterogeneidade, mas há aleatorização da participação.

ESCORE DE PROPENSÃO E VARIÁVEL INSTRUMENTAL

– Método do escore de propensão (*propensity score*) pode ser considerado um caso especial do método de variável instrumental (Ichimura e Taber, 2001) com estes pressupostos:

– Independência condicional [resultado de Y de um indivíduo será o mesmo, não importando o tratamento (D) e outras variáveis observáveis (X)]:

$$Y_1, Y_0 \perp D \mid X$$

– Suporte comum: $0 < p(X) < 1$

– Podemos assumir que a variável de tratamento (D) é uma restrição de exclusão em $E[Y_i \mid X]$.

– Na presença de um instrumento (I), pode-se assumir que o tratamento é um caso especial quando todos os indivíduos são *compliers* (I = D).

ESTIMAÇÃO COMO ESCORE DE PROPENSÃO

– Regressão com tratamento (D) como variável dependente e estima-se valor predito (p1).

– Regressão com valor predito (p1) como variável dependente e estima-se novo valor predito (p1a).

– Regressão com valor predito (p1) ao quadrado como variável dependente e estima-se novo valor predito (p1b).

– Regressão com variável de interesse (Y) como variável dependente, usando os valores preditos (p1, p1a, p1b) como independentes.

CONSIDERAÇÕES

– Utilização de variável instrumental é um método promissor teoricamente, mas pode frustrar na prática.

– Há problema de eficiência em pequenas amostras (relacionado à estimação do erro padrão), o qual deve ser corrigido.

– Há sensibilidade do LATE ao instrumento.