Apêndice Online do Artigo: Evolução dos retornos da escolaridade no Brasil*

Marcos J. Ribeiro† Fernando Barros Jr‡ Luciano Nakabashi§

9 de março de 2022

Resumo

Nesse apêndice online apresentamos os modelos de Mincer (1958) e Mincer (1974) que servem como base para as estimações econométricas dos retornos da escolaridade. Apresentamos também os vieses que surgem nas estimativas dos retornos da escolaridade via Mínimos Quadrados Ordinários (viés de habilidade, retorno, erro de medida e viés de seleção amostral) e três métodos de correção: Variáveis Instrumentais, Método de Garen (1984) e Método de Heckman (1979). Por fim, fornecemos no formato de tabela as estimativas dos retornos da escolaridade entre 1995 e 2015 para cada um dos níveis de escolaridade. Divirta-se !

*O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

†Email: mjribeiro@usp.br.

‡Email: fabarrosjr@gmail.com.

§Email: luciano.nakabashi@gmail.com.

1 Modelo de Mincer

Nesta seção, discutimos o modelo de Mincer a partir de dois de seus trabalhos seminais Mincer (1958) e Mincer (1974).

1.1 Mincer (1958)

O modelo simples de Mincer (1958) assume que os indivíduos têm a mesma capacidade e têm oportunidades iguais de entrar em qualquer ocupação (homogeneidade), que as ocupações diferem na quantidade de escolaridade que requerem, que cada ano adicional de escolaridade adia os rendimentos do indivíduo por mais um ano, e, por fim, as despesas com serviços educacionais são zero.

Seja $Y(s)$ a renda anual de um indivíduo com s anos de escolaridade, l a duração da vida de trabalho, r a taxa de desconto e t o tempo em anos. Portanto, podemos escrever o valor presente de seus ganhos vitalícios, associados a s anos de escolaridade, como:

$$V(s) = Y(s) \sum_{t=s+1}^{l} \left(\frac{1}{1+r} \right)^t \tag{1}$$

Quando o tempo é contínuo temos:

$$V(s) = Y(s) \int_s^l e^{-rt} dt = \frac{Y(s)}{r} (e^{-rs} - e^{-rl}) \tag{2}$$

No equilíbrio caracterizado por escolhas heterogêneas de escolaridade, os indivíduos devem ser indiferentes entre os níveis de escolaridade (Heckman et al., 2003). Portanto, para obter a razão de rendimentos entre indivíduos com s anos de escolaridade e aqueles com 0, igualamos $V(s)$ e $V(0)$:

$$k(s, 0) = \frac{Y(s)}{Y(0)} = \frac{(1 - e^{-rl})}{(e^{-rs} - e^{-rl})} \tag{3}$$

Algumas conclusões importantes emergem da equação 11. Primeiro, observe que $k(s, 0) \geq 1$, isso significa que indivíduos com s anos de escolaridade têm salários anuais mais altos do que aqueles com zero. Segundo, $k(s, 0)$ é uma função positiva de r, portanto, quanto maior a taxa de desconto, maior será a razão. Por fim, $k(s, 0)$ é uma função negativa da vida de trabalho l, portanto, essa proporção será menor quanto maior for l. Ao logaritmizar $k(s, 0)$ obtemos:

$$\ln Y(s) = \ln Y(0) + \ln \left[\left(\frac{1 - e^{-rl}}{e^{-rs} - e^{-rl}} \right) \frac{e^{rs}}{e^{rs}} \right]$$

$$\ln Y(s) = \ln Y(0) + rs + \ln \left(\frac{1 - e^{-rl}}{1 - e^{-r(l-s)}} \right)$$

O último termo desta expressão é um ajuste para a vida finita e no limite, quando l se aproxima do infinito, esse termo vai para zero. Temos então:

$$\ln Y(s) = \alpha + rs + \epsilon \quad (4)$$

onde $\alpha = \ln Y(0)$.

Nesse modelo há uma diferença sutil entre taxa de desconto e taxa interna de retorno. Como em Rosen (1977), podemos definir a taxa interna de retorno da escolaridade ρ como a taxa de desconto r que iguala os fluxos de renda vitalícios para diferentes opções de educação. Portanto, ρ é a taxa de desconto resultante da seguinte igualdade: $V(s) = V(s+d)$ onde $d > 0$. O coeficiente ρ mostra o aumento percentual na remuneração do trabalho dado um ano adicional de estudo quando l é muito alto.

Nesse modelo simples os indivíduos não investem em capital humano após s anos de escolaridade. Uma vez que esses indivíduos podem continuar a desenvolver suas habilidades após o período escolar, $Y(s)$ não pode ser observado diretamente (Mincer, 1974). Conseqüentemente, isso motivou Mincer a desenvolver um novo arcabouço teórico para estudar a relação entre salários e capital humano.

1.2 Mincer (1974)

Mincer (1958) elaborou um modelos simples para estudar a relação entre salário e escolaridade. Nesso modelo os indivíduos não investem em capital humano após s anos de escolaridade. No entanto, uma vez que esses indivíduos podem continuar a desenvolver suas habilidades após o período escolar, o salário não pode ser observado diretamente (Mincer, 1974). Conseqüentemente, isso motivou Mincer a desenvolver um novo arcabouço teórico para estudar essa relação.

Nessa nova abordagem teórica Mincer (1974) vê a educação como um estoque de habilidades ou formação de capital humano. Então, assume-se que os indivíduos podem investir em educação após a escolaridade (treinamento) a um custo de C_t no tempo t para melhorar suas habilidades. Defina E_1 como ganhos no período 1, então:

$$E_1 = E_0 + rC_0 \quad (5)$$

Sendo que E_0 é o ganho potencial baseado na habilidade inata e r a taxa de retorno da escolaridade. Por recursão temos [1]:

$$E_t = E_0 + r\sum_{i=0}^{t-1} C_i \quad (6)$$

Defina $C_t = k_t E_t$ onde k_t é a proporção dos ganhos investidos em educação. Substituindo esta expressão na equação 6 temos:

$$E_t = E_0 + r\sum_{i=0}^{t-1} k_i E_i \quad (7)$$

[1] Para entender melhor o método, considere $t = 3$, então podemos escrever a equação 5 como $E_3 = E_2 + rC_2$. Da mesma forma, E_2 e E_1 podem ser escritos como $E_2 = E_1 + rC_1$ e $E_1 = E_0 + rC_0$. Assim, substituindo E_1 em E_2 e E_2 em E_3, podemos escrever E_3 como: $E_3 = E_0 + r\sum_{i=0}^{2} C_i$.

Usando o método de substituições sucessivas, podemos reescrever a equação 7 como:

$$E_t = E_0 \prod_{i=0}^{t-1} (1 + rk_i) \tag{8}$$

Logaritmizando esta expressão e considerando que $\ln(1 + rk_i) \approx rk_i$ temos:

$$\ln E_t \approx \ln E_0 + r \sum_{i=0}^{t-1} k_i \tag{9}$$

Durante a escolaridade $k_t = 1$ e após a escolaridade k_t decresce monotonicamente até zero. Portanto, isso implica que k_t pode ser dividido em duas partes, a primeira em que o indivíduo está estudando formalmente em tempo integral e $k_t = 1$, e a segunda em que o indivíduo investe em educação após a saída da escola, e, consequentemente, k_t diminui. Então podemos reescrever a equação 9 como:

$$\ln E_t \approx \ln E_0 + r_s s + r_p \sum_{i=s}^{t-1} k_i \tag{10}$$

Aqui, r_s é o retorno do investimento em educação quando o indivíduo está na escola formal e r_p é o retorno do investimento em educação depois que o indivíduo deixa a escola formal.

Indo mais adiante, Mincer (1974) assume que a taxa de investimento em educação após a educação formal k_t é uma função linear negativa para a experiência de trabalho x e positiva para o tempo de trabalho T. A experiência de trabalho é a idade t menos anos de estudo s. Sob essas suposições, podemos escrever k_{s+x} como:

$$k_{s+x} = k_0 - \frac{k_0}{T} x \tag{11}$$

Substituir a equação 11 em 12 resulta em:

$$\ln E_{s+x} \approx (\ln E_0 - r_p k_0) + r_s s + \left(r_p k_0 + \frac{r_p k_0}{2T} \right) x - \left(\frac{r_p k_0}{2T} \right) x^2 \tag{12}$$

que pode ser definido como remuneração potencial. Para obter a remuneração pontencial líquida subtraímos dessa expressão a taxa de investimento em educação após a educação formal, k_{s+x}, e rearranjamos os termos:

$$\ln E_{s+x} \approx (\ln E_0 - r_p k_0 - k_0) + r_s s + \left(r_p k_0 + \frac{r_p k_0}{2T} + \frac{k_0}{T} \right) x - \left(\frac{r_p k_0}{2T} \right) x^2$$

Podemos reescrever a equação acima para obter a equação de Mincer padrão, na qual o salário logarítmico é linearmente dependente de anos de escolaridade e experiência:

$$\ln Y(s, x) = \alpha_0 + r_s s + \beta_1 x - \beta_2 x^2 \tag{13}$$

Em muitas aplicações empíricas, os pesquisadores estimam econometricamente a equação 13, no entanto, Card (2001) aponta que alguns vieses surgem ao fazer isso.

2 Abordagem econométrica

Nesta seção seguimos Card (2001) e Blundell et al. (2001) para discutir alguns vieses que surgem quando estimamos os retornos da escolaridade via MQO (viés de habilidade, retorno e erro de medida) e apresentamos algumas soluções (Variáveis Instrumentais e método de Garen (1984)). Também discutimos o problema do viés de seleção amostral e apresentamos o método elaborado por Heckman (1979) para corrigí-lo.

2.1 MQO

Para facilitar a exposição dos problemas econométricos associados à estimativa do retorno da escolaridade, utilizaremos a forma simplificada da equação de Mincer, semelhante à equação **??**. Temos então que:

$$\ln Y_i = \alpha_i + \beta_i s_i + \epsilon_i \tag{14}$$

onde Y_i é o salário por hora do indivíduo i, s_i são anos de escolaridade, ϵ_i captura erro de medida nos salários, α_i pode ser interpretado como as habilidades idiossincráticas do indivíduo e β_i o retorno marginal da escolaridade. Podemos reescrever esta equação de forma mais conveniente:

$$\ln Y_i = \alpha_0 + \beta_0 s_i + (\alpha_i - \alpha_0) + (\beta_i - \beta_0)s_i + \epsilon_i \tag{15}$$

aqui α_0 e β_0 são as médias populacionais de α_i e β_i. Ao agrupar as variáveis não observáveis temos:

$$\ln Y_i = \alpha_0 + \beta_0 s_i + u_i \tag{16}$$

sendo que

$$u_i \equiv (\alpha_i - \alpha_0) + (\beta_i - \beta_0)s_i + \epsilon_i \tag{17}$$

Devido à correlação entre u_i e s_i, o procedimento MQO produz um estimador enviesado para β_0 dado o problema de endogeneidade. As três fontes de vieses são[2]

Viés de habilidade: surge devido à correlação entre $(\alpha_i - \alpha_0)$ e s_i. Os indivíduos são heterogêneos quanto as habilidades inatas, iniciativa, liderança, disposição para trabalhar, motivação, dentre outras coisas. E isso pode influenciar o tempo de escolaridade e o salário, logo, omitir essas variáveis na equação Minceriana pode fazer com que haja um viés para cima na estimativa de β_0.

Viés no retorno: este viés ocorre quando os retornos marginais $(\beta_i - \beta_0)$ são correlacionados com anos de escolaridade s_i.

Erro de medida: refere-se a um erro de medição na variável de escolaridade s_i. A medida de escolaridade mais presente nos estudos empíricos sobre os retornos da escolaridade são os anos de estudo. Essa medida é proveniente de microdados, no caso do Brasil da PNAD, onde

[2]Na seção 2.4 discutimos uma quarta fonte de viés denominado viés de seleção amostral.

pode surgir erros de transcrição dos dados, os entrevistados podem mentir sobre seus anos de estudo ou até mesmo não se lembrarem, o que por sua vez, causa erros de medida. Logo, os erros de medida na escolaridade podem levar a um viés para baixo na estimativa de β_0 (Griliches, 1977; Card, 2001). Card (2001) afirma que o erro de medida pode reduzir a estimativa em torno de 10%, ou seja, se o retorno estimado fosse 10% o verdadeiro retorno seria 11%, logo, esse viés para baixo pode atenuar o efeito do viés de habilidade.

2.2 Variáveis instrumentais

Dentro do nosso contexto, o objetivo do método de variável instrumental (IV) é encontrar um instrumento que esteja correlacionado com a medida de escolaridade s_i e não correlacionado com a habilidade não observável, retorno da escolaridade e termo de erro de medida, então um estimador consistente para β_0 é alcançado. Defina Z_i como uma variável instrumental e suponha que esta variável satisfaça as seguintes condições de ortogonalidade:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[(\alpha_i - \alpha_0)|Z_i] &= 0 \\ \mathbb{E}[(\beta_i - \beta_0)|Z_i] &= 0 \\ \mathbb{E}[\epsilon_i|Z_i] &= 0 \\ \mathbb{E}[s_i|Z_i] &= Z_i'\pi \end{aligned} \tag{18}$$

onde π é um vetor finito de coeficientes de forma reduzida desconhecidos.

Considere a expectativa condicional de 15 sob as premissas dadas em 18:

$$\mathbb{E}[\ln Y_i|Z_i] = \alpha_0 + \beta_0 Z_i'\pi + \mathbb{E}[(\beta_i - \beta_0)|Z_i] \tag{19}$$

No modelo homogêneo de um fator β_i é constante em i, então, por definição o último termo é zero. Consequentemente, a estimativa de IV pode produzir um estimador consistente de β neste caso.

Destaca-se que quando o instrumento Z_i é pouco correlacionado com a medida de escolaridade a estimativa de β_0 torna-se pouco confiável. Blundell et al. (2001) apontam que nesse caso o estimador de IV tenderá para o estimador de MQO enviesado mesmo em amostras grandes. Em Card (2001) pode ser visto que nem sempre a escolha do instrumento é trivial, além disso, ele apresenta os instrumentos utilizados em várias outras pesquisas, dentre os quais: o trimestre de nascimento interagindo com o ano de nascimento, distância do colégio mais perto, se vive em cidade universitária, dentre outros.

2.3 Modelo de Garen (1984)

No modelo de Garen (1984) utiliza-se uma função controle (FC) para lidar com o problema de endogeneidade. Dentro do nosso contexto FC é uma variável que quando adicionada ao modelo de regressão torna a variável anos de escolaridade exógena. O método de FC é um caso particular do método de IV e está condicionada a disponibilidade de uma ou mais variáveis instrumentais (Wooldridge, 2015). Para melhor entender esse método, considere que a variável anos de estudo pode ser escrita na seguinte forma reduzida:

$$s_i = Z_i'\pi + \eta_i \tag{20}$$

sendo Z_i uma variável instrumental e η_i um termo de erro aleatório não correlacionado com s_i. Assumimos que os termos $(\alpha_i - \alpha_0)$ e $(\beta_i - \beta_0)$ são linearmente associados a η_i da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \alpha_i - \alpha_0 &= \rho_\alpha \eta_i + \xi_{\alpha i} \\ \beta_i - \beta_0 &= \rho_\beta \eta_i + \xi_{\beta i} \end{aligned} \tag{21}$$

sendo que $\xi_{\alpha i}$ e $\xi_{\beta i}$ são termos de erro aleatório independentes de s_i. Tomando a esperança condicional dessa última expressão dado s_i temos:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[(\alpha_i - \alpha_0)|s_i] &= \rho_\alpha \eta_i \\ \mathbb{E}[(\beta_i - \beta_0)|s_i] &= \rho_\beta \eta_i \end{aligned} \tag{22}$$

Logo, sob essas suposições podemos escrever a equação 15 como:

$$\ln Y_i = \alpha_0 + \beta_0 s_i + \rho_\alpha \eta_i + \rho_\beta \eta_i s_i + \omega_i \tag{23}$$

Note que aqui estamos assumindo que o termo de erro da equação 15 pode ser capturado usando a relação linear $\epsilon_i = \rho_\alpha \eta_i + \rho_\beta \eta_i s_i + \omega_i$, e que $\mathbb{E}(\omega_i | s_i, \eta_i, \eta_i s_i) = 0$. Nessa abordagem o termo de erro η_i da equação 20 é utilizado como variável explicativa, e ao fazer isso estamos incluindo um novo termo de erro ω_i que não está correlacionado com s_i.

2.4 Método de Heckman (1979)

Quando estimamos a equação Minceriana utilizamos somente dados dos indivíduos que estão no mercado de trabalho e cujo os dados de salários estão disponíveis na base de dados utilizada. Ao proceder dessa forma a amostra está sendo selecionada de forma não aleatória causando um viés de seleção amostral e tornando a estimativa de β_0 inconsistente. Uma das fontes desse viés pode ser o fato de que os indivíduos tenham um determinado salário reserva que afetam suas decisões de entrar ou não no mercado de trabalho, logo, isso deve ser levado em consideração ao se estimar os retornos da escolaridade. Considere a seguinte equação:

$$y_i^* = \theta x_i + \mu_i \tag{24}$$

onde y_i^* é maior ou igual a zero caso o indivíduo i tenha aceitado entrar no mercado de trabalho e menor que zero caso contrário, x_i é uma variável que afeta a decisão de trabalhar (salário reserva) e μ_i é um termo de erro aleatório. Isso implica que os dados do logaritmo do salário hora ($\ln Y_i$) estarão disponíveis somente se $y_i^* \geq 0$. Tomando a esperança condicional da equação 16 dado $y_i^* \geq 0$ temos:[3]

$$\mathbb{E}[\ln Y_i|\mu_i \geq -\theta x_i] = \alpha_0 + \beta_0 s_i + \mathbb{E}[u_i|\mu_i \geq -\theta x_i] \tag{25}$$

A equação 16 omite o termo final dessa expressão como regressor de modo que o viés de seleção amostral é resultado da omissão de variável explicativa. Assumindo que $h(u_i, \mu_i)$ tem distribuição normal bivariada temos que:

$$\mathbb{E}[u_i|\mu_i \geq -\theta x_i] = \frac{\sigma_{u\mu}}{\sigma_{uu}}\lambda_i \tag{26}$$

sendo $\sigma_{u\mu}$ a covariância entre u_i e μ_i, σ_{uu} é a variância de u_i e λ_i é a Razão Inversa de Mills dada por:

$$\lambda_i = \frac{\Phi(Z_i)}{\phi(-Z_i)}$$

onde $\Phi(\cdot)$ e $\phi(\cdot)$ são a densidade e a distribuição acumulada da normal padrão, respectivamente, e

$$Z_i = -\frac{\theta x_i}{\sigma_{uu}}$$

Logo, podemos reescrever a equação 16 da seguinte forma:

$$\ln Y_i = \alpha_0 + \beta_0 s_i + \psi_0 \lambda_i + \upsilon_i \tag{27}$$

Consequentemente, a equação 27 que inclui o termo $\psi_0 \lambda_i$ produzirá um estimador sem o viés de seleção amostral para β_0.

3 Retornos da escolaridade no Brasil

Tabela 1: Evolução dos retornos da escolaridade no Brasil por faixas de anos de estudo

Escolaridade	Anos	MQO	Heckman	Garen	IV
0 a 4	1995	0,1139	0,0954	0,1147	0,1516
5 a 8	1995	0,1325	0,1233	0,1403	0,2175
9 a 12	1995	0,1420	0,1357	0,1673	0,2551
13 ou mais	1995	0,1468	0,1417	0,1965	0,2640
0 a 4	1996	0,1091	0,0897	0,1134	0,1644
5 a 8	1996	0,1274	0,1181	0,1434	0,2312
9 a 12	1996	0,1379	0,1314	0,1724	0,2649

Continua na próxima página

[3]Para facilitar a exposição supomos aqui que $\mathbb{E}[u_i|s_i] = 0$.

Tabela 1: Evolução dos retornos da escolaridade no Brasil por faixas de anos de estudo (Continuação)

Escolaridade	Anos	MQO	Heckman	Garen	IV
13 ou mais	1996	0, 1441	0, 1387	0, 2019	0, 2744
0 a 4	1997	0, 1129	0, 0960	0, 1205	0, 1743
5 a 8	1997	0, 1296	0, 1229	0, 1424	0, 2240
9 a 12	1997	0, 1400	0, 1353	0, 1694	0, 2553
13 ou mais	1997	0, 1457	0, 1422	0, 1983	0, 2632
0 a 4	1998	0, 1053	0, 0903	0, 1115	0, 1876
5 a 8	1998	0, 1270	0, 1222	0, 1362	0, 2474
9 a 12	1998	0, 1395	0, 1377	0, 1647	0, 2862
13 ou mais	1998	0, 1458	0, 1450	0, 1950	0, 2930
0 a 4	1999	0, 1058	0, 0900	0, 1160	0, 1322
5 a 8	1999	0, 1279	0, 1207	0, 1417	0, 1907
9 a 12	1999	0, 1408	0, 1363	0, 1723	0, 2296
13 ou mais	1999	0, 1477	0, 1444	0, 2071	0, 2416
0 a 4	2001	0, 1096	0, 0931	0, 1131	0, 1845
5 a 8	2001	0, 1281	0, 1208	0, 1394	0, 2279
9 a 12	2001	0, 1401	0, 1356	0, 1684	0, 2563
13 ou mais	2001	0, 1468	0, 1439	0, 2003	0, 2611
0 a 4	2002	0, 1073	0, 0906	0, 1101	0, 1701
5 a 8	2002	0, 1274	0, 1208	0, 1382	0, 2241
9 a 12	2002	0, 1411	0, 1368	0, 1726	0, 2638
13 ou mais	2002	0, 1482	0, 1452	0, 2094	0, 2730
0 a 4	2003	0, 1030	0, 0904	0, 1109	0, 1725
5 a 8	2003	0, 1237	0, 1205	0, 1402	0, 2303
9 a 12	2003	0, 1381	0, 1373	0, 1749	0, 2739
13 ou mais	2003	0, 1460	0, 1466	0, 2112	0, 2842
0 a 4	2004	0, 0998	0, 0869	0, 1055	0, 1434
5 a 8	2004	0, 1227	0, 1184	0, 1364	0, 1943
9 a 12	2004	0, 1386	0, 1369	0, 1707	0, 2338
13 ou mais	2004	0, 1470	0, 1468	0, 2064	0, 2386

Continua na próxima página

Tabela 1: Evolução dos retornos da escolaridade no Brasil por faixas de anos de estudo (Continuação)

Escolaridade	Anos	MQO	Heckman	Garen	IV
0 a 4	2005	0, 1002	0, 0856	0, 1075	0, 1352
5 a 8	2005	0, 1207	0, 1154	0, 1340	0, 1916
9 a 12	2005	0, 1356	0, 1332	0, 1637	0, 2375
13 ou mais	2005	0, 1435	0, 1429	0, 1955	0, 2471
0 a 4	2006	0, 0976	0, 0858	0, 1000	0, 1263
5 a 8	2006	0, 1184	0, 1152	0, 1256	0, 1820
9 a 12	2006	0, 1349	0, 1346	0, 1591	0, 2361
13 ou mais	2006	0, 1435	0, 1451	0, 1974	0, 2457
0 a 4	2007	0, 0922	0, 0800	0, 1046	0, 1311
5 a 8	2007	0, 1136	0, 1085	0, 1342	0, 1823
9 a 12	2007	0, 1294	0, 1265	0, 1676	0, 2304
13 ou mais	2007	0, 1384	0, 1370	0, 2026	0, 2396
0 a 4	2008	0, 0853	0, 0744	0, 0939	0, 1238
5 a 8	2008	0, 1091	0, 1039	0, 1237	0, 2002
9 a 12	2008	0, 1264	0, 1232	0, 1571	0, 2586
13 ou mais	2008	0, 1359	0, 1344	0, 1933	0, 2740
0 a 4	2009	0, 0845	0, 0758	0, 0931	0, 1111
5 a 8	2009	0, 1065	0, 1042	0, 1212	0, 1701
9 a 12	2009	0, 1240	0, 1237	0, 1546	0, 2232
13 ou mais	2009	0, 1340	0, 1356	0, 1913	0, 2414
0 a 4	2011	0, 0688	0, 0625	0, 0851	0, 0562
5 a 8	2011	0, 0944	0, 0932	0, 1153	0, 1273
9 a 12	2011	0, 1153	0, 1160	0, 1444	0, 1852
13 ou mais	2011	0, 1265	0, 1288	0, 1794	0, 2044
0 a 4	2012	0, 0754	0, 0680	0, 0821	0, 0690
5 a 8	2012	0, 0977	0, 0947	0, 1081	0, 1312
9 a 12	2012	0, 1177	0, 1160	0, 1384	0, 1939
13 ou mais	2012	0, 1289	0, 1291	0, 1730	0, 2151
0 a 4	2013	0, 0708	0, 0660	0, 0780	0, 1252

Continua na próxima página

Tabela 1: Evolução dos retornos da escolaridade no Brasil por faixas de anos de estudo (Continuação)

Escolaridade	Anos	MQO	Heckman	Garen	IV
5 a 8	2013	$0,0954$	$0,0951$	$0,1072$	$0,1885$
9 a 12	2013	$0,1173$	$0,1185$	$0,1381$	$0,2436$
13 ou mais	2013	$0,1292$	$0,1324$	$0,1729$	$0,2625$
0 a 4	2014	$0,0678$	$0,0606$	$0,0691$	$0,0917$
5 a 8	2014	$0,0935$	$0,0903$	$0,0986$	$0,1746$
9 a 12	2014	$0,1150$	$0,1133$	$0,1312$	$0,2416$
13 ou mais	2014	$0,1279$	$0,1280$	$0,1690$	$0,2683$
0 a 4	2015	$0,0652$	$0,0634$	$0,0708$	$0,0818$
5 a 8	2015	$0,0918$	$0,0946$	$0,1019$	$0,1506$
9 a 12	2015	$0,1141$	$0,1187$	$0,1361$	$0,2125$
13 ou mais	2015	$0,1274$	$0,1336$	$0,1740$	$0,2434$

Fonte: Elaborado pelos autores

Referências

Blundell, Richard, Lorraine Dearden, and Barbara Sianesi, “Estimating the returns to education: Models, methods and results,” 2001.

Card, David, “Estimating the return to schooling: Progress on some persistent econometric problems,” *Econometrica*, 2001, *69* (5), 1127–1160.

Garen, John, “The returns to schooling: A selectivity bias approach with a continuous choice variable,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1984, pp. 1199–1218.

Griliches, Zvi, “Estimating the returns to schooling: Some econometric problems,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1977, pp. 1–22.

Heckman, James J, “Sample selection bias as a specification error,” *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1979, pp. 153–161.

, Lance Lochner, and Petra E Todd, “Fifty years of Mincer earnings regressions,” 2003.

Mincer, Jacob, “Investment in human capital and personal income distribution,” *Journal of political economy*, 1958, *66* (4), 281–302.

, “Schooling, Experience, and Earnings,” *Human Behavior & Social Institutions*, 1974, (2).

Rosen, Shervin, “Human Capital: A Survey of Empirical Research,” *Research in Labor Economics*, 1977, *1*, 3–39.

Wooldridge, Jeffrey M, "Control function methods in applied econometrics," *Journal of Human Resources*, 2015, *50* (2), 420–445.