

Ecuación de Mincer y Repaso de OLS

Fundamentos para Análisis de Compensaciones

EC3003B - Economía Laboral Aplicada

Tecnológico de Monterrey, Campus Puebla

Lunes 9 de febrero, 2025 | 5-7pm

Contenido de la Sesión

- 1 Introducción
- 2 Teoría del Capital Humano
- 3 La Ecuación de Mincer
- 4 Repaso de OLS
- 5 Implementación en Stata
- 6 Resultados Tipicos para México
- 7 Aplicación al Proyecto
- 8 Resumen y Tarea

Objetivos de Aprendizaje

Al finalizar esta sesión, podras:

- 1 Derivar e interpretar la ecuación de Mincer
- 2 Estimar retornos a la educación y experiencia con OLS
- 3 Interpretar coeficientes en términos porcentuales
- 4 Aplicar diagnósticos básicos de regresión
- 5 Conectar la teoría del capital humano con decisiones de compensación

Conexión con el Proyecto

Entender como el mercado valora educación y experiencia es el primer paso para diseñar un sistema de compensaciones para la empresa cliente.

Motivación: ¿Por que ganan diferente?

Pregunta fundamental:

- ¿Por que un ingeniero gana más que un técnico?
- ¿Cuanto “vale” un año más de educación?
- ¿La experiencia se paga igual en todos los sectores?

Para compensaciones:

- Justificar diferencias salariales
- Establecer bandas por nivel educativo
- Valorar la experiencia en tabuladores

Dato México (ENOE 2024)

Salario promedio por hora:

- Secundaria: \$45 MXN
- Preparatoria: \$58 MXN
- Licenciatura: \$95 MXN
- Posgrado: \$145 MXN

El Modelo de Capital Humano

Idea central (Becker, 1964):

- La educación y experiencia son **inversiones** en capital humano
- Aumentan la productividad del trabajador
- El mercado recompensa esta mayor productividad con salarios más altos

Supuestos clave

- 1 Mercados laborales competitivos
- 2 Salario = Productividad marginal
- 3 Educación incrementa productividad (no solo señalización)

El Modelo de Capital Humano

Idea central (Becker, 1964):

- La educación y experiencia son **inversiones** en capital humano
- Aumentan la productividad del trabajador
- El mercado recompensa esta mayor productividad con salarios más altos

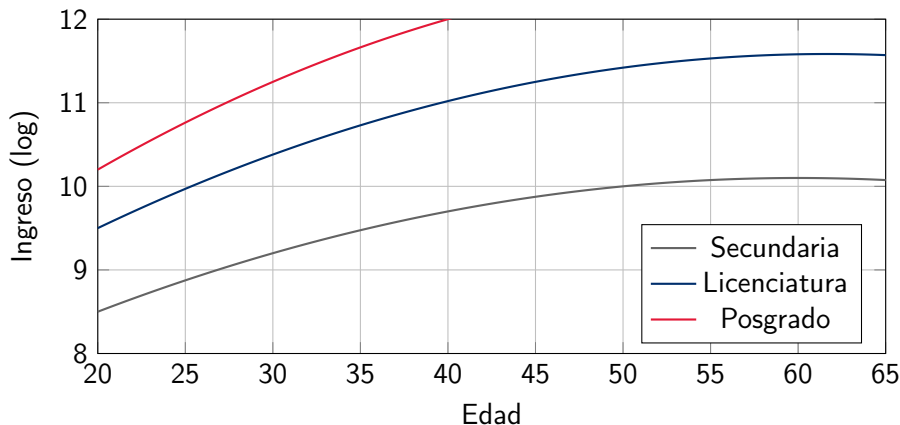
Supuestos clave

- 1 Mercados laborales competitivos
- 2 Salario = Productividad marginal
- 3 Educación incrementa productividad (no solo señalización)

Implicación para compensaciones

Si aceptamos este modelo, las diferencias salariales por educación/experiencia reflejan diferencias reales de productividad → son “justas”.

Perfil Edad-Ingresos Típico



Observaciones:

- Forma de U invertida (concava)
- Mayor educación → perfil más alto y más empinado

Derivación de la Ecuación de Mincer

Jacob Mincer (1974) propuso:

$$\ln(w_i) = \beta_0 + \beta_1 \cdot S_i + \beta_2 \cdot X_i + \beta_3 \cdot X_i^2 + \varepsilon_i$$

Derivación de la Ecuación de Mincer

Jacob Mincer (1974) propuso:

$$\ln(w_i) = \beta_0 + \beta_1 \cdot S_i + \beta_2 \cdot X_i + \beta_3 \cdot X_i^2 + \varepsilon_i$$

Donde:

- w_i = Salario (por hora) del individuo i
- S_i = Años de escolaridad
- X_i = Experiencia potencial = Edad – Escolaridad – 6
- X_i^2 = Experiencia al cuadrado (captura concavidad)
- ε_i = Término de error

Derivación de la Ecuación de Mincer

Jacob Mincer (1974) propuso:

$$\ln(w_i) = \beta_0 + \beta_1 \cdot S_i + \beta_2 \cdot X_i + \beta_3 \cdot X_i^2 + \varepsilon_i$$

Donde:

- w_i = Salario (por hora) del individuo i
- S_i = Años de escolaridad
- X_i = Experiencia potencial = Edad – Escolaridad – 6
- X_i^2 = Experiencia al cuadrado (captura concavidad)
- ε_i = Término de error

¿Por que logaritmo?

- Distribución de salarios es log-normal
- Coeficientes se interpretan como % de cambio
- Reduce heterocedasticidad

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2 + \varepsilon$$

β_1 : Retorno a la educación

- $\frac{\partial \ln(w)}{\partial S} = \beta_1$
- Un año adicional de educación aumenta el salario en $\beta_1 \times 100\%$
- Típicamente: 6-12% en países desarrollados, 8-15% en México

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2 + \varepsilon$$

β_1 : Retorno a la educación

- $\frac{\partial \ln(w)}{\partial S} = \beta_1$
- Un año adicional de educación aumenta el salario en $\beta_1 \times 100\%$
- Típicamente: 6-12% en países desarrollados, 8-15% en México

β_2 y β_3 : Retorno a la experiencia

- $\frac{\partial \ln(w)}{\partial X} = \beta_2 + 2\beta_3 X$
- Retorno **variable**: depende del nivel de experiencia
- $\beta_2 > 0$ (pendiente inicial positiva)
- $\beta_3 < 0$ (rendimientos decrecientes)

Ejemplo Numerico

Supongamos estimamos:

$$\ln(w) = 1,5 + 0,10 \cdot S + 0,04 \cdot X - 0,0006 \cdot X^2$$

Ejemplo Numerico

Supongamos estimamos:

$$\ln(w) = 1,5 + 0,10 \cdot S + 0,04 \cdot X - 0,0006 \cdot X^2$$

Interpretaciones:

- Cada año de educación aumenta el salario en **10 %**
- Con 0 años de experiencia: retorno = 4 % por año
- Con 20 años de experiencia: retorno = $0,04 - 2(0,0006)(20) = 1,6 \%$
- Pico de ingresos: $X^* = \frac{0,04}{2 \times 0,0006} = 33$ años de experiencia

Ejemplo Numerico

Supongamos estimamos:

$$\ln(w) = 1,5 + 0,10 \cdot S + 0,04 \cdot X - 0,0006 \cdot X^2$$

Interpretaciones:

- Cada año de educación aumenta el salario en **10 %**
- Con 0 años de experiencia: retorno = 4 % por año
- Con 20 años de experiencia: retorno = $0,04 - 2(0,0006)(20) = 1,6 \%$
- Pico de ingresos: $X^* = \frac{0,04}{2 \times 0,0006} = 33$ años de experiencia

Cálculo de diferencia salarial

Diferencia licenciatura (16 años) vs. preparatoria (12 años):

$$\Delta \ln(w) = 0,10 \times (16 - 12) = 0,40$$

$$\Delta \% = (e^{0,40} - 1) \times 100 = 49,2 \%$$

El Estimador de Minimos Cuadrados Ordinarios

Modelo lineal:

$$y = X\beta + \varepsilon$$

Estimador OLS:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y$$

El Estimador de Minimos Cuadrados Ordinarios

Modelo lineal:

$$y = X\beta + \varepsilon$$

Estimador OLS:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y$$

Supuestos Gauss-Markov (para BLUE)

- 1 Linealidad en parametros
- 2 Muestreo aleatorio
- 3 No colinealidad perfecta: $\text{rank}(X) = k$
- 4 Media condicional cero: $E[\varepsilon|X] = 0$
- 5 Homocedasticidad: $\text{Var}(\varepsilon|X) = \sigma^2$

Violaciones Comunes en Datos Salariales

Heterocedasticidad

- Varianza de salarios crece con educación
- Solución: errores robustos (HC)

Sesgo de selección

- Solo observamos a quienes trabajan
- Solución: Heckman (M07)

Variables omitidas

- Habilidad no observada
- Calidad de educación
- Sesga $\hat{\beta}_1$ hacia arriba

Endogeneidad

- Educación no es exogena
- Solución: IV, efectos fijos

Violaciones Comunes en Datos Salariales

Heterocedasticidad

- Varianza de salarios crece con educación
- Solución: errores robustos (HC)

Sesgo de selección

- Solo observamos a quienes trabajan
- Solución: Heckman (M07)

Variables omitidas

- Habilidad no observada
- Calidad de educación
- Sesga $\hat{\beta}_1$ hacia arriba

Endogeneidad

- Educación no es exogena
- Solución: IV, efectos fijos

Para este curso

Reconocemos estas limitaciones pero usamos OLS como aproximación útil. Los métodos causales (M12-M16) abordan estos problemas.

Código Stata: Preparación de Datos

```
* Cargar datos ENIGH 2022
use "datos/enigh2022_personas.dta", clear

* Filtrar muestra
keep if edad >= 18 & edad <= 65
keep if trabaja == 1
keep if ing_hora > 0 & ing_hora < .

* Construir variables
gen ln_salario = ln(ing_hora)
gen experiencia = edad - escolaridad - 6
replace experiencia = 0 if experiencia < 0
gen experiencia2 = experiencia^2

* Estadísticas descriptivas
summarize ln_salario escolaridad experiencia, detail
```

```
* Ecuación de Mincer básica
regress ln_salario escolaridad experiencia experiencia2

* Con errores robustos (heterocedasticidad)
regress ln_salario escolaridad experiencia experiencia2, robust

* Calcular retorno a experiencia en X=10
display "Retorno a exp en X=10: " _b[experiencia] + 2*_b[experiencia2]*10

* Calcular pico de experiencia
display "Pico de experiencia: " -_b[experiencia]/(2*_b[experiencia2])
```

Nota

Siempre usar , robust para errores estandar robustos a heterocedasticidad.

Código Stata: Tabla de Regresión

```
* Instalar esttab si no esta instalado
ssc install estout, replace

* Guardar modelos
eststo clear
eststo m1: reg ln_salario escolaridad experiencia experiencia2
eststo m2: reg ln_salario escolaridad experiencia experiencia2, robust
eststo m3: reg ln_salario escolaridad experiencia experiencia2 ///
           i.sexo i.formal, robust

* Exportar tabla
esttab m1 m2 m3 using "resultados/tabla_mincer.rtf", ///
      replace label se star(* 0.10 ** 0.05 *** 0.01) ///
      title("Ecuación de Mincer - ENIGH 2022")
```

Resultados ENIGH 2022

	(1) Básico	(2) Robusto	(3) Controles
Escolaridad	0.092*** (0.001)	0.092*** (0.002)	0.085*** (0.002)
Experiencia	0.038*** (0.001)	0.038*** (0.001)	0.035*** (0.001)
Experiencia ²	-0.0005*** (0.00002)	-0.0005*** (0.00003)	-0.0004*** (0.00003)
Mujer			-0.152*** (0.005)
Formal			0.285*** (0.006)
R^2	0.21	0.21	0.28
N	45,230	45,230	45,230

Interpretación: 9.2 % de retorno por año de educación; brecha de genero de 15 %.

Pais	Retorno Educación	Fuente
México	9-10 %	ENIGH 2022
Estados Unidos	10-12 %	CPS
Brasil	12-15 %	PNAD
Chile	12-14 %	CASEN
Alemania	7-8 %	SOEP
Corea del Sur	5-7 %	KLIPS

- América Latina tiene retornos más altos (mayor desigualdad)
- Países desarrollados con retornos más bajos y estables
- Tendencia global: retornos han bajado en últimas décadas

¿Como usamos Mincer para el proyecto?

- 1 **Benchmark externo:** Estimar retornos del mercado para comparar con estructura interna
- 2 **Justificación de bandas:** Si el mercado paga 9 % más por año de educación, nuestra estructura debería reflejar algo similar
- 3 **Análisis de equidad:** Comparar brechas de genero del mercado vs. internas
- 4 **Valoracion de experiencia:** Definir curvas de progresion salarial

¿Como usamos Mincer para el proyecto?

- 1 **Benchmark externo:** Estimar retornos del mercado para comparar con estructura interna
- 2 **Justificación de bandas:** Si el mercado paga 9 % más por año de educación, nuestra estructura debería reflejar algo similar
- 3 **Análisis de equidad:** Comparar brechas de genero del mercado vs. internas
- 4 **Valoracion de experiencia:** Definir curvas de progresion salarial

Para la empresa cliente

- 33 puestos con diferentes requisitos de educación
- 5 niveles jerarquicos
- Necesitamos justificar por que un Coordinador gana más que un Técnico

Ejemplo: Estructura de la Empresa Cliente

Nivel	Ejemplo de Puesto	Educación Típica	Experiencia
1 - Operativo	Ayudante general	Secundaria	0-2 años
2 - Técnico	Auxiliar de laboratorio	Preparatoria	2-5 años
3 - Supervision	Supervisor de campo	Licenciatura	5-10 años
4 - Coordinacion	Coordinador de Geologia	Licenciatura+	8-15 años
5 - Direccion	Director General	Maestria	15+ años

Ejemplo: Estructura de la Empresa Cliente

Nivel	Ejemplo de Puesto	Educación Típica	Experiencia
1 - Operativo	Ayudante general	Secundaria	0-2 años
2 - Técnico	Auxiliar de laboratorio	Preparatoria	2-5 años
3 - Supervision	Supervisor de campo	Licenciatura	5-10 años
4 - Coordinacion	Coordinador de Geologia	Licenciatura+	8-15 años
5 - Direccion	Director General	Maestria	15+ años

Usando Mincer con $\beta_1 = 0,09$:

- Diferencia Secundaria \rightarrow Licenciatura (7 años): $e^{0,09 \times 7} - 1 = 88\%$ mas
- Esto sugiere que Nivel 3 debería ganar $\sim 90\%$ más que Nivel 1 solo por educación

Conceptos clave:

- Teoría del capital humano
- Ecuación de Mincer
- Interpretación de coeficientes
- Retornos a educación/experiencia

Formula central:

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2 + \varepsilon$$

Herramientas Stata:

- regress, robust
- esttab

Tarea: E1 - Actividad Mincer

Fecha de entrega: Jueves 12 de febrero, 11:59pm

- 1 **Replicar** la ecuación de Mincer con ENIGH 2024
- 2 **Comparar** resultados con ENIGH 2022 (clase)
- 3 **Estimar** por sector construccion/ingenieria
- 4 **Reflexionar** sobre implicaciones para el proyecto

Entregables:

- Archivo Stata (.do) comentado
- Documento PDF con tablas y respuestas

Recurso

Usar plantilla: actividades/M01_actividad_estudiante.do

¿Preguntas?

Próxima Sesión:

M02: Variables Categoricals e Interacciones

Martes 10 de febrero, 3-5pm