

# Variables Categoricas e Interacciones

## Modelando Heterogeneidad en Retornos Salariales

EC3003B - Economía Laboral Aplicada

Tecnológico de Monterrey, Campus Puebla

Martes 10 de febrero, 2025 | 3-5pm

# Contenido de la Sesión

- 1 Introducción
- 2 Variables Dummy
- 3 Variables Categoricas con Multiples Niveles
- 4 Interacciones
- 5 Pruebas de Hipotesis
- 6 Aplicación al Proyecto
- 7 Resumen

# Conexión con la Sesión Anterior

## En M01 aprendimos:

- La ecuación de Mincer:  $\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2$
- Retorno a educación  $\approx 9\%$  por año
- Retornos decrecientes a experiencia

# Conexión con la Sesión Anterior

## En M01 aprendimos:

- La ecuación de Mincer:  $\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2$
- Retorno a educación  $\approx 9\%$  por año
- Retornos decrecientes a experiencia

## Pero... ¿es el mismo retorno para todos?

- ¿Ganan lo mismo hombres y mujeres con igual educación?
- ¿El retorno es igual en sector formal e informal?
- ¿Preparatoria y licenciatura tienen el mismo “valor por año”?

# Conexión con la Sesión Anterior

## En M01 aprendimos:

- La ecuación de Mincer:  $\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2$
- Retorno a educación  $\approx 9\%$  por año
- Retornos decrecientes a experiencia

## Pero... ¿es el mismo retorno para todos?

- ¿Ganan lo mismo hombres y mujeres con igual educación?
- ¿El retorno es igual en sector formal e informal?
- ¿Preparatoria y licenciatura tienen el mismo “valor por año”?

Hoy aprenderemos

A modelar **heterogeneidad** usando variables categoricas e interacciones.

# Objetivos de Aprendizaje

Al finalizar esta sesión, podrás:

- ① Crear e interpretar variables dummy
- ② Elegir correctamente la categoría base
- ③ Modelar interacciones entre variables
- ④ Interpretar coeficientes de interaccion
- ⑤ Realizar pruebas de diferencias entre grupos

# ¿Qué es una Variable Dummy?

## Definición

Una **variable dummy** (indicadora o binaria) toma solo dos valores:

- 1 si la condición se cumple
- 0 si no se cumple

# ¿Qué es una Variable Dummy?

## Definición

Una **variable dummy** (indicadora o binaria) toma solo dos valores:

- 1 si la condición se cumple
- 0 si no se cumple

## Ejemplos en datos salariales:

- `mujer` = 1 si es mujer, 0 si es hombre
- `formal` = 1 si empleo formal, 0 si informal
- `sindicalizado` = 1 si tiene sindicato
- `cdmx` = 1 si trabaja en Ciudad de México

# ¿Qué es una Variable Dummy?

## Definición

Una **variable dummy** (indicadora o binaria) toma solo dos valores:

- 1 si la condición se cumple
- 0 si no se cumple

## Ejemplos en datos salariales:

- mujer = 1 si es mujer, 0 si es hombre
- formal = 1 si empleo formal, 0 si informal
- sindicalizado = 1 si tiene sindicato
- cdmx = 1 si trabaja en Ciudad de México

## En Stata

```
gen mujer = (sexo == 2)
```

```
gen formal = (tipo_empleo == 1)
```

# Interpretación de Coeficientes Dummy

**Modelo:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 S + \beta_3 X + \varepsilon$$

# Interpretación de Coeficientes Dummy

**Modelo:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 S + \beta_3 X + \varepsilon$$

**Para hombres (mujer = 0):**

$$E[\ln(w)|\text{hombre}] = \beta_0 + \beta_2 S + \beta_3 X$$

**Para mujeres (mujer = 1):**

$$E[\ln(w)|\text{mujer}] = (\beta_0 + \beta_1) + \beta_2 S + \beta_3 X$$

# Interpretación de Coeficientes Dummy

**Modelo:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 S + \beta_3 X + \varepsilon$$

**Para hombres (mujer = 0):**

$$E[\ln(w)|\text{hombre}] = \beta_0 + \beta_2 S + \beta_3 X$$

**Para mujeres (mujer = 1):**

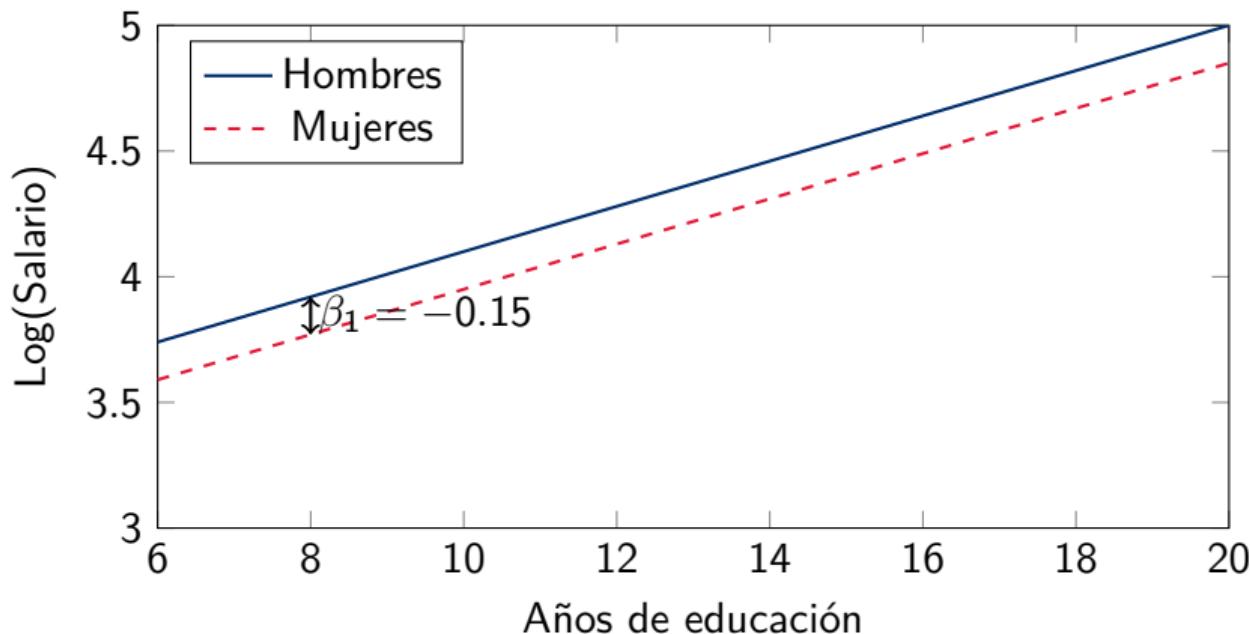
$$E[\ln(w)|\text{mujer}] = (\beta_0 + \beta_1) + \beta_2 S + \beta_3 X$$

## Interpretación de $\beta_1$

$\beta_1$  es la **diferencia** en log-salario entre mujeres y hombres, *controlando por* educación y experiencia.

Si  $\beta_1 = -0.15$ : mujeres ganan  $\approx 15\%$  menos que hombres comparables.

## Visualización: Diferencia de Interceptos



**Nota:** La dummy desplaza el intercepto, pero las pendientes son iguales.

# De Binario a Categorico

**Problema:** ¿Cómo modelar variables con más de 2 categorías?

**Ejemplos:**

- Nivel educativo: secundaria, preparatoria, licenciatura, posgrado
- Región: Norte, Centro, Sur, CDMX
- Sector: Manufactura, Servicios, Construcción, Comercio

# De Binario a Categorico

**Problema:** ¿Cómo modelar variables con más de 2 categorías?

**Ejemplos:**

- Nivel educativo: secundaria, preparatoria, licenciatura, posgrado
- Región: Norte, Centro, Sur, CDMX
- Sector: Manufactura, Servicios, Construcción, Comercio

## Regla de oro

Para una variable con  $K$  categorías, creamos  $K - 1$  dummies.

La categoría omitida es la **categoría base** o de referencia.

# Ejemplo: Nivel Educativo

4 categorías → 3 dummies

Nivel	prepa	licenciatura	posgrado	(base)
Secundaria o menos	0	0	0	✓
Preparatoria	1	0	0	
Licenciatura	0	1	0	
Posgrado	0	0	1	

# Ejemplo: Nivel Educativo

4 categorías → 3 dummies

Nivel	prepa	licenciatura	posgrado	(base)
Secundaria o menos	0	0	0	✓
Preparatoria	1	0	0	
Licenciatura	0	1	0	
Posgrado	0	0	1	

Modelo:

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{prepa} + \beta_2 \cdot \text{lic} + \beta_3 \cdot \text{pos} + \gamma X + \varepsilon$$

Interpretación:

- $\beta_1$ : Premio de prepa vs secundaria
- $\beta_2$ : Premio de licenciatura vs secundaria
- $\beta_3$ : Premio de posgrado vs secundaria

# Dummies en Stata: Factor Variables

## Manera antigua (manual):

```
gen prepa = (nivel_educ == 2)
gen lic = (nivel_educ == 3)
gen pos = (nivel_educ == 4)
reg ln_salario prepa lic pos experiencia
```

# Dummies en Stata: Factor Variables

## Manera antigua (manual):

```
gen prepa = (nivel_educ == 2)
gen lic = (nivel_educ == 3)
gen pos = (nivel_educ == 4)
reg ln_salario prepa lic pos experiencia
```

## Manera moderna (automática):

```
* i. crea dummies automáticamente
reg ln_salario i.nivel_educ experiencia

* Cambiar categoría base
reg ln_salario ib3.nivel_educ experiencia // base = licenciatura
```

### Ventajas de i.

- Automático, menos errores
- Fácil cambiar categoría base

# Eleccion de la Categoría Base

## £Cuál categoría omitir?

- **Por defecto:** La primera categoría (menor valor numerico)
- **Recomendado:** La categoría más relevante para comparación

# Eleccion de la Categoría Base

## ¿Cuál categoría omitir?

- **Por defecto:** La primera categoría (menor valor numérico)
- **Recomendado:** La categoría más relevante para comparación

## Ejemplos de elección estratégica:

Variable	Base recomendada	Razón
Nivel educativo	Secundaria	Nivel mínimo legal
Género	Hombres	Referencia tradicional
Sector	Manufactura	Sector más grande
Region	CDMX	Mercado laboral central

### Importante

La elección de base NO cambia el ajuste del modelo ( $R^2$ ), solo la interpretación de coeficientes.

## Hasta ahora asumimos:

- Mismo retorno a educación para hombres y mujeres
- Mismo retorno en sector formal e informal
- Misma brecha de género en todos los niveles educativos

## Hasta ahora asumimos:

- Mismo retorno a educación para hombres y mujeres
- Mismo retorno en sector formal e informal
- Misma brecha de género en todos los niveles educativos

## Pero la realidad es más compleja:

- El retorno a licenciatura puede ser mayor para hombres
- La brecha de género puede crecer con la educación
- El sector formal puede premiar más la experiencia

# Motivación: Retornos Heterogeneos

## Hasta ahora asumimos:

- Mismo retorno a educación para hombres y mujeres
- Mismo retorno en sector formal e informal
- Misma brecha de género en todos los niveles educativos

## Pero la realidad es más compleja:

- El retorno a licenciatura puede ser mayor para hombres
- La brecha de género puede crecer con la educación
- El sector formal puede premiar más la experiencia

## Solución: Terminos de Interaccion

Permiten que el efecto de una variable **dependa** de otra variable.

# Interaccion Dummy $\times$ Continua

**Modelo con interaccion:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 \cdot S + \beta_3 \cdot (\text{mujer} \times S) + \varepsilon$$

# Interaccion Dummy $\times$ Continua

**Modelo con interaccion:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 \cdot S + \beta_3 \cdot (\text{mujer} \times S) + \varepsilon$$

**Para hombres:**

$$E[\ln(w)] = \beta_0 + \beta_2 \cdot S$$

**Para mujeres:**

$$E[\ln(w)] = (\beta_0 + \beta_1) + (\beta_2 + \beta_3) \cdot S$$

# Interaccion Dummy $\times$ Continua

**Modelo con interaccion:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 \cdot S + \beta_3 \cdot (\text{mujer} \times S) + \varepsilon$$

**Para hombres:**

$$E[\ln(w)] = \beta_0 + \beta_2 \cdot S$$

**Para mujeres:**

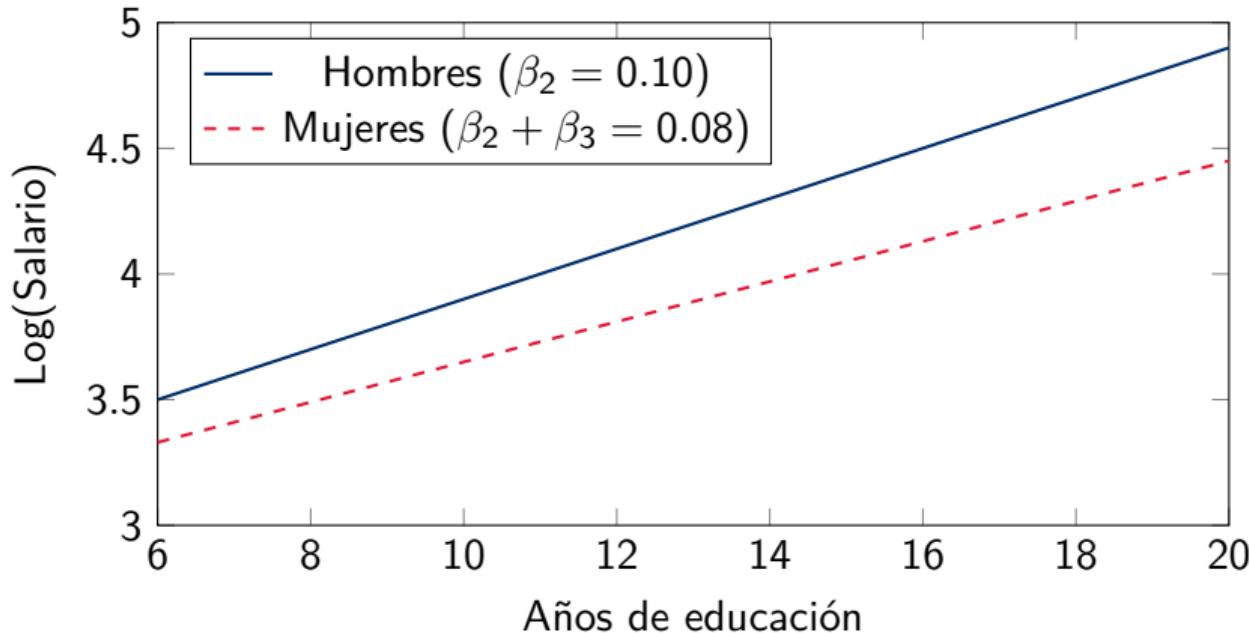
$$E[\ln(w)] = (\beta_0 + \beta_1) + (\beta_2 + \beta_3) \cdot S$$

Interpretación de  $\beta_3$

**Diferencia** en el retorno a educación entre mujeres y hombres.

Si  $\beta_3 = -0.02$ : cada año de educación rinde 2 puntos porcentuales **menos** para mujeres.

## Visualización: Diferentes Pendientes



**Nota:** Ahora tanto intercepto como pendiente difieren.  
La brecha de género **crece** con la educación.

# Interacciones en Stata

```
* Interaccion manual  
gen mujer_educ = mujer * escolaridad  
reg ln_salario mujer escolaridad mujer_educ  
  
* Interaccion con operador # (recomendado)  
reg ln_salario i.mujer##c.escolaridad  
  
* Descomponer:  
* i.mujer          = efecto principal de mujer  
* c.escolaridad    = efecto principal de educación  
* i.mujer#c.escolaridad = interaccion
```

## Notacion Stata

- # = solo interaccion
- ## = efectos principales + interaccion
- c. = variable continua
- i. = variable categorica

# Interaccion Dummy $\times$ Dummy

**Modelo:**

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 \cdot \text{formal} + \beta_3 \cdot (\text{mujer} \times \text{formal}) + \varepsilon$$

# Interaccion Dummy $\times$ Dummy

Modelo:

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 \cdot \text{formal} + \beta_3 \cdot (\text{mujer} \times \text{formal}) + \varepsilon$$

	Informal	Formal
Hombre	$\beta_0$	$\beta_0 + \beta_2$
Mujer	$\beta_0 + \beta_1$	$\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$

# Interaccion Dummy $\times$ Dummy

Modelo:

$$\ln(w) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mujer} + \beta_2 \cdot \text{formal} + \beta_3 \cdot (\text{mujer} \times \text{formal}) + \varepsilon$$

	Informal	Formal
Hombre	$\beta_0$	$\beta_0 + \beta_2$
Mujer	$\beta_0 + \beta_1$	$\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$

Interpretación de  $\beta_3$ :

- Efecto **adicional** de ser mujer en sector formal
- Si  $\beta_3 > 0$ : la brecha de género es **menor** en sector formal
- Si  $\beta_3 < 0$ : la brecha de género es **mayor** en sector formal

# Pruebas con Variables Categoricas

## Preguntas tipicas:

- ① ¿Hay diferencia significativa entre grupos?
- ② ¿Son iguales todos los coeficientes de las dummies?
- ③ ¿La interaccion es significativa?

# Pruebas con Variables Categoricas

## Preguntas tipicas:

- ① ¿Hay diferencia significativa entre grupos?
- ② ¿Son iguales todos los coeficientes de las dummies?
- ③ ¿La interaccion es significativa?

## Herramienta: Test F conjunto

$H_0$ : Todos los coeficientes de un grupo = 0

```
* Test de significancia conjunta de dummies educativas  
reg ln_salario i.nivel_educ experiencia  
testparm i.nivel_educ  
  
* Test de que licenciatura = posgrado  
test 3.nivel_educ = 4.nivel_educ
```

# Margins: Predicciones por Grupo

```
* Modelo con interaccion  
reg ln_salario i.mujer##c.escolaridad experiencia, robust  
  
* Predicción promedio por género  
margins mujer  
  
* Retorno a educación por género  
margins , dydx(escolaridad) at(mujer=(0 1))  
  
* Efecto marginal de ser mujer en diferentes niveles de educación  
margins , dydx(mujer) at(escolaridad=(9 12 16 18))
```

## Por que usar margins?

- Predicciones en escala original (no log)
- Errores estándar correctos
- Fácil de graficar con marginsplot

## Variables categoricas relevantes para la empresa cliente:

- **Área funcional:** Operativo, Técnico, Coordinacion, Direccion, Admin
- **Nivel jerárquico:** 1-5
- **Tipo de puesto:** Campo vs Oficina
- **Turno:** Diurno, Nocturno, Mixto

## Variables categoricas relevantes para la empresa cliente:

- **Área funcional:** Operativo, Técnico, Coordinacion, Direccion, Admin
- **Nivel jerárquico:** 1-5
- **Tipo de puesto:** Campo vs Oficina
- **Turno:** Diurno, Nocturno, Mixto

## Preguntas a responder con dummies e interacciones:

- ① £Cuánto más gana un Coordinador vs Técnico (controlando por educación)?
- ② £El retorno a experiencia es igual en campo y oficina?
- ③ £La brecha entre áreas crece con la antiguedad?

# Ejemplo: Estructura de la Empresa

Nivel	Dummy	Salario esperado	Premio vs N1
1 - Operativo	(base)	$\beta_0$	–
2 - Técnico	$d_2$	$\beta_0 + \beta_2$	$\beta_2$
3 - Supervision	$d_3$	$\beta_0 + \beta_3$	$\beta_3$
4 - Coordinacion	$d_4$	$\beta_0 + \beta_4$	$\beta_4$
5 - Direccion	$d_5$	$\beta_0 + \beta_5$	$\beta_5$

# Ejemplo: Estructura de la Empresa

Nivel	Dummy	Salario esperado	Premio vs N1
1 - Operativo	(base)	$\beta_0$	–
2 - Técnico	$d_2$	$\beta_0 + \beta_2$	$\beta_2$
3 - Supervision	$d_3$	$\beta_0 + \beta_3$	$\beta_3$
4 - Coordinacion	$d_4$	$\beta_0 + \beta_4$	$\beta_4$
5 - Direccion	$d_5$	$\beta_0 + \beta_5$	$\beta_5$

## Para el tabulador

Los coeficientes  $\beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$  informan los **diferenciales** entre niveles que debe reflejar la estructura salarial.

# Resumen de la Sesión

## Variables Dummy:

- Codifican categorías
- $K$  categorías →  $K - 1$  dummies
- Coeficiente = diferencia vs base

## Interacciones:

- Permiten efectos heterogéneos
- Dummy × Continua: pendientes diferentes
- Dummy × Dummy: efectos condicionales

## Comandos Stata clave:

- `i.var` para dummies
- `ib#.var` cambiar base
- `##` para interacciones
- `testparm` pruebas F
- `margins` predicciones

# £Preguntas?

Próxima Sesión:

## M03: Diagnósticos OLS y Errores Robustos

Jueves 12 de febrero, 3-5pm

**Entrega E1: Jueves 12 feb, 11:59pm**