

LAURA DANIELA DIAZ TORRES VIVIAN CABANZO FERNÁNDEZ ZENNETH OLIVERO TAPIAS CRISTIAN FELIPE MUÑOZ GUERRERO

2025-02

BIG DATA Y MACHINE LEARNING PARA ECONOMIA APLICADA

Brecha salarial de género

Brecha sin controles

Modelo:

$$\log(w) = \beta_1 + \beta_2 Mujer + u$$

- Coeficiente sexo = 0,09
 → Hombres ganan ≈9,4% más que mujeres
- Resultado estadísticamente significativo (p<0,01)
- Intervalo 95%: [0,06 0,11]
- La Brecha incondicional: no se ajusta por edad, educación o tipo de empleo

Brecha con controles

Modelo ajustado:

$$\log(w) = \beta_1 + \beta_2 Mujer + \beta_3 edad + \beta_4 educación + \beta_5 Tipo\ empleo + \beta_6 Formalidad + \beta_7 Tamaño\ empresa + u$$

- Coeficiente sexo = 0,15
 - → Hombres ganan ≈15% más que mujeres
- Intervalo 95%: [0,12 0,16]
- La brecha persiste aún controlando factores observables, lo cual sugiere presencia de discriminación o segregación ocupacional en manera de presunción



Variables de Control (efectos esperados)

- Educación ↑ → salarios más altos (efecto creciente)
- Formalidad ↑ → +33% en ingresos
- Tamaño empresa ↑ → más grandes → salarios más altos
- Edad efecto positivo pero no lineal



Estimación FWL

Método Frisch-Waugh-Lovell:

- Coef. res_sex = 0,1414
 - → Hombres ganan ≈15,2% más
- Altamente significativo (t=13,07, p<0,001)
- Reafirma que la brecha salarial no desaparece al controlar covariables

FWL + Bootstrap

- Intervalo 95%: [0,1197 0,1627]
- Confirma robustez del resultado
- Diferencia salarial significativa
 - → no es azar ni supuestos estadísticos