

Escuela de Verano CEPAL 2015:

DESIGUALDAD, TECNOLOGÍA,
INSTITUCIONES y PRODUCTIVIDAD

Sebastian Fleitas

University of Arizona & IECON, UDELAR

August 6, 2015



Qué tenemos hasta acá?

- Saez & Piketty vs Acemoglu & Autor?
- Por qué es relevante el debate?



Qué tenemos hasta acá?

- Saez & Piketty vs Acemoglu & Autor?
- Por qué es relevante el debate?
- Qué falta acá?

Qué pasó en Alemania?:
Workplace Heterogeneity and the Rise of West German
Wage Inequality
(Card, Heining, Kline, QJE, 2013)

Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

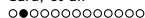
- Importantes cambios en la estructura salarial en los países desarrollados (Estados Unidos, Canada, Reino Unido, Alemania)

Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

- Importantes cambios en la estructura salarial en los países desarrollados (Estados Unidos, Canada, Reino Unido, Alemania)
- El “timing” fue diferente pero los hechos estilizados indican:

Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

- Importantes cambios en la estructura salarial en los países desarrollados (Estados Unidos, Canada, Reino Unido, Alemania)
- El “timing” fue diferente pero los hechos estilizados indican:
 - aumento en la desigualdad entre grupos (College/HS wage gap)



Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

- Importantes cambios en la estructura salarial en los países desarrollados (Estados Unidos, Canada, Reino Unido, Alemania)
- El “timing” fue diferente pero los hechos estilizados indican:
 - aumento en la desigualdad entre grupos (College/HS wage gap)
 - aumento de la desigualdad dentro de los grupos



Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)



Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)
 - Educación (Goldin and Katz, 2008)

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)
 - Educación (Goldin and Katz, 2008)
- Instituciones

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)
 - Educación (Goldin and Katz, 2008)
- Instituciones
 - Salarios Mínimos (Lee, QJE, 1999)

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)
 - Educación (Goldin and Katz, 2008)
- Instituciones
 - Salarios Mínimos (Lee, QJE, 1999)
 - Sindicatos (Freeman, ILRR, 1980)

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)
 - Educación (Goldin and Katz, 2008)
- Instituciones
 - Salarios Mínimos (Lee, QJE, 1999)
 - Sindicatos (Freeman, ILRR, 1980)
 - Rentas sectoriales (Katz y Summers, Brookings PEA, 1989)

Consenso sobre el Marco Conceptual

- Cambios en la oferta y demanda
 - Tecnología (Bound y Johnson, AER, 1992; Katz y Murphy, QJE, 1992; Autor, Levy, Murnane, QJE, 2003)
 - Demografía (Freeman, JHR, 1979)
 - Educación (Goldin and Katz, 2008)
- Instituciones
 - Salarios Mínimos (Lee, QJE, 1999)
 - Sindicatos (Freeman, ILRR, 1980)
 - Rentas sectoriales (Katz y Summers, Brookings PEA, 1989)

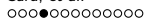


Qué pasa con las fricciones?

- Otras dos fuentes de dispersión salarial:

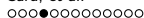
Qué pasa con las fricciones?

- Otras dos fuentes de dispersión salarial:
 - Efectos de Matching: Cada trabajo tiene un componente de productividad particular y los trabajadores puede apropiarse de una parte de él



Qué pasa con las fricciones?

- Otras dos fuentes de dispersión salarial:
 - Efectos de Matching: Cada trabajo tiene un componente de productividad particular y los trabajadores puede apropiarse de una parte de él
 - También puede ser “rent-sharing”, “salarios de eficiencia” y “strategic wage posting behavior”.



Qué pasa con las fricciones?

- Otras dos fuentes de dispersión salarial:
 - Efectos de Matching: Cada trabajo tiene un componente de productividad particular y los trabajadores puede apropiarse de una parte de él
 - También puede ser “rent-sharing”, “salarios de eficiencia” y “strategic wage posting behavior”.
- El foco de Card, et al. es sobre el componente de firma

Qué pasa con las fricciones?

- Otras dos fuentes de dispersión salarial:
 - Efectos de Matching: Cada trabajo tiene un componente de productividad particular y los trabajadores puede apropiarse de una parte de él
 - También puede ser “rent-sharing”, “salarios de eficiencia” y “strategic wage posting behavior”.
- El foco de Card, et al. es sobre el componente de firma
 - El componente de firma de los salarios se ha incrementado en el tiempo, contribuyendo al aumento de la desigualdad?

Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

- Los análisis de bases de datos “matched employer-employee” (Abowd, Kremarz and Margolis, Econometrica, 1999) típicamente encuentran grandes diferencias salariales entre firmas después de controlar por la heterogeneidad de trabajadores constante en el tiempo.

Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

- Los análisis de bases de datos “matched employer-employee” (Abowd, Kremarz and Margolis, Econometrica, 1999) típicamente encuentran grandes diferencias salariales entre firmas después de controlar por la heterogeneidad de trabajadores constante en el tiempo.
 - Existen pocos intentos hasta ahora de explorar la no-estacionariedad en este hecho.

Motivación: Cambios en la Estructura Salarial

- Los análisis de bases de datos “matched employer-employee” (Abowd, Kremarz and Margolis, Econometrica, 1999) típicamente encuentran grandes diferencias salariales entre firmas después de controlar por la heterogeneidad de trabajadores constante en el tiempo.
 - Existen pocos intentos hasta ahora de explorar la no-estacionariedad en este hecho.
 - Card, et al. tienen una buena base de datos para explorar esto porque la muestra para Alemania cubre un período antes y después de un episodio de cambios significativos en la estructura salarial.

El trabajo de Card, et al.

- Ellos analizan una base de datos que linkea empleados y empleadores para Alemania (1985-2009) con datos de la seguridad social



El trabajo de Card, et al.

- Ellos analizan una base de datos que linkea empleados y empleadores para Alemania (1985-2009) con datos de la seguridad social
- Los cambios en Alemania en 90's-00's son similares a los de Estados Unidos en 80's y 90's (Dustmann, Ludsteck y Schomberg, QJE, 2009)

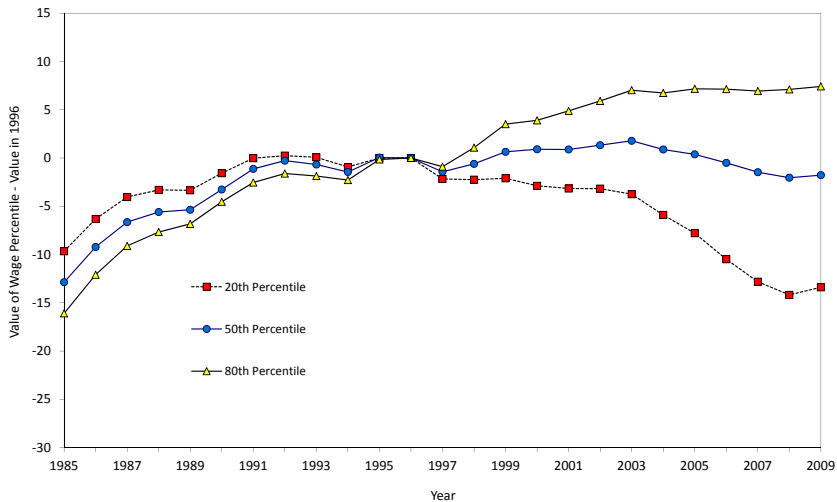
El trabajo de Card, et al.

- Ellos analizan una base de datos que linkea empleados y empleadores para Alemania (1985-2009) con datos de la seguridad social
- Los cambios en Alemania en 90's-00's son similares a los de Estados Unidos en 80's y 90's (Dustmann, Ludsteck y Schomberg, QJE, 2009)
- Permite analizar un período de fuerte cambio y el período anterior.

El trabajo de Card, et al.

- Ellos analizan una base de datos que linkea empleados y empleadores para Alemania (1985-2009) con datos de la seguridad social
- Los cambios en Alemania en 90's-00's son similares a los de Estados Unidos en 80's y 90's (Dustmann, Ludsteck y Schomberg, QJE, 2009)
- Permite analizar un período de fuerte cambio y el período anterior.

Trends in Percentiles of Real Log Daily Wages (Relative to 1996 base)





Metodología

- Estimar un modelo de efectos fijos por personas, establecimientos y “match” separadamente para cuatro intervalos de tiempo.

Metodología

- Estimar un modelo de efectos fijos por personas, establecimientos y “match” separadamente para cuatro intervalos de tiempo.
- Dar cuenta de “non-random sorting” de trabajadores a firmas vía variaciones de los métodos presentados por Abowd, Kremarz and Margolis (Econometrica, 1999).

Metodología

- Estimar un modelo de efectos fijos por personas, establecimientos y “match” separadamente para cuatro intervalos de tiempo.
- Dar cuenta de “non-random sorting” de trabajadores a firmas vía variaciones de los métodos presentados por Abowd, Kremarz and Margolis (Econometrica, 1999).
- Examinar los patrones de cambio en el tiempo de los diferentes componentes salariales.

Principales Resultados

- 1 Efectos de firma fueron muy importantes para el aumento de la desigualdad. Los efectos de “matcheo” son pequeños y estables en el tiempo.

Principales Resultados

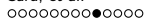
- 1 Efectos de firma fueron muy importantes para el aumento de la desigualdad. Los efectos de “matcheo” son pequeños y estables en el tiempo.
- 2 Correlación positiva y creciente entre los efectos de establecimiento y las personas.

Principales Resultados

- 1 Efectos de firma fueron muy importantes para el aumento de la desigualdad. Los efectos de “matcheo” son pequeños y estables en el tiempo.
- 2 Correlación positiva y creciente entre los efectos de establecimiento y las personas.
- 3 La mayor parte de los incrementos de los retornos a la educación son atribuibles a los efectos de firma.

Principales Resultados

- 1 Efectos de firma fueron muy importantes para el aumento de la desigualdad. Los efectos de “matcheo” son pequeños y estables en el tiempo.
- 2 Correlación positiva y creciente entre los efectos de establecimiento y las personas.
- 3 La mayor parte de los incrementos de los retornos a la educación son atribuibles a los efectos de firma.
- 4 Los establecimientos más nuevos (post-1995) tienen efectos firma más desiguales.



Datos: Integrated Employment Biographies (Universo de datos Seguridad Social)

- Información sobre salarios, establecimientos (EID) y nivel educativo.

Datos: Integrated Employment Biographies (Universo de datos Seguridad Social)

- Información sobre salarios, establecimientos (EID) y nivel educativo.
- Asignación de los trabajadores a un único trabajo, basado en el EID que les paga más.

Datos: Integrated Employment Biographies (Universo de datos Seguridad Social)

- Información sobre salarios, establecimientos (EID) y nivel educativo.
- Asignación de los trabajadores a un único trabajo, basado en el EID que les paga más.
- Esta asignación se hace basada en la propiedad, la industria y la municipalidad:

Datos: Integrated Employment Biographies (Universo de datos Seguridad Social)

- Información sobre salarios, establecimientos (EID) y nivel educativo.
- Asignación de los trabajadores a un único trabajo, basado en el EID que les paga más.
- Esta asignación se hace basada en la propiedad, la industria y la municipalidad:
 - Dos puestos de venta de comida rápida en la misma ciudad con el mismo dueño → mismo EID

Datos: Integrated Employment Biographies (Universo de datos Seguridad Social)

- Información sobre salarios, establecimientos (EID) y nivel educativo.
- Asignación de los trabajadores a un único trabajo, basado en el EID que les paga más.
- Esta asignación se hace basada en la propiedad, la industria y la municipalidad:
 - Dos puestos de venta de comida rápida en la misma ciudad con el mismo dueño → mismo EID
 - Una fundición de acero y una plata de fabricación con el mismo dueño → dos EID



Restricciones en la base de datos

- La muestra tiene trabajadores de Alemania Occidental
 - solo hombres



Restricciones en la base de datos

- La muestra tiene trabajadores de Alemania Occidental
 - solo hombres
 - edades entre 20 y 60 años



Restricciones en la base de datos

- La muestra tiene trabajadores de Alemania Occidental
 - solo hombres
 - edades entre 20 y 60 años
 - con un salario diario de más de 10 euros por día



Restricciones en la base de datos

- La muestra tiene trabajadores de Alemania Occidental
 - solo hombres
 - edades entre 20 y 60 años
 - con un salario diario de más de 10 euros por día

Problema Principal: Top Coding (percentil 85)

- Se imputa los salarios de la cola derecha de la distribución usando un modelo log-normal (regresiones Tobit con controles: año, edad, y grupo educativo)

Problema Principal: Top Coding (percentil 85)

- Se imputa los salarios de la cola derecha de la distribución usando un modelo log-normal (regresiones Tobit con controles: año, edad, y grupo educativo)
- Se usan variables adicionales para predecir los salarios

Problema Principal: Top Coding (percentil 85)

- Se imputa los salarios de la cola derecha de la distribución usando un modelo log-normal (regresiones Tobit con controles: año, edad, y grupo educativo)
- Se usan variables adicionales para predecir los salarios
 - salario promedio en otros períodos, fracción de observaciones de otros años que están censuradas.

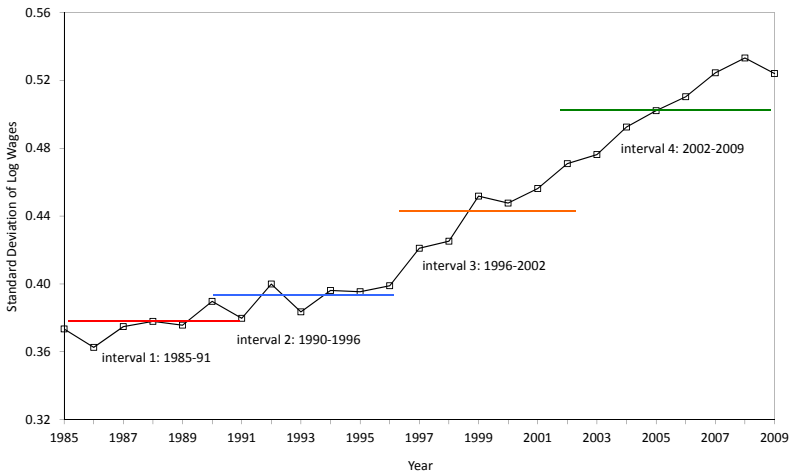
Problema Principal: Top Coding (percentil 85)

- Se imputa los salarios de la cola derecha de la distribución usando un modelo log-normal (regresiones Tobit con controles: año, edad, y grupo educativo)
- Se usan variables adicionales para predecir los salarios
 - salario promedio en otros períodos, fracción de observaciones de otros años que están censuradas.
 - Salario promedio de trabajadores en la misma firma, fracción de trabajadores en la misma firma que también están censurados.

Problema Principal: Top Coding (percentil 85)

- Se imputa los salarios de la cola derecha de la distribución usando un modelo log-normal (regresiones Tobit con controles: año, edad, y grupo educativo)
- Se usan variables adicionales para predecir los salarios
 - salario promedio en otros períodos, fracción de observaciones de otros años que están censuradas.
 - Salario promedio de trabajadores en la misma firma, fracción de trabajadores en la misma firma que también están censurados.
- Prueba de Robustez de los hallazgos principales: muestra de los aprendices.

Evolution of Wage Inequality (Standard Deviation of Log Wages)



Regresión Principal

$$y_{it} = \underbrace{\alpha_j + \psi_{J(i,t)} + x'_i t \beta}_{\text{Efectos Fijos}} + \underbrace{\eta_{iJ(i,t)} + \zeta_{it} + \varepsilon_{it}}_{\text{Efectos Aleatorios}}$$

Efecto Persona
Efecto Firma
Controles VT
"Match Effect"
Drift
Transitory Error

Efecto Persona: componente “portable” de los salarios del trabajador

Efecto Firma: componente específico de la empresa de los salarios del trabajador

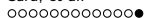
Controles con variación en el tiempo: variables dummy por “nivel educativo-año” y edad interactuada con educación

“Match-Effect”: heterogeneidad en el “efecto tratamiento”



Regresión Principal: Identificación

- Qué precisamos para que esa regresión tenga sentido?



Regresión Principal: Identificación

- Qué precisamos para que esa regresión tenga sentido?
- Hagamos un breve repaso del modelo lineal...

Supuestos del Modelo de Regresion Lineal

- 1 $Y_i = \alpha + X_i\beta + \epsilon_i$ donde $E(\epsilon_i|X_i) = 0$ e $i = 1, \dots, N$ (o $\sigma_{X\epsilon} = 0$, $E(\epsilon) = 0$)

Supuestos del Modelo de Regresion Lineal

- 1 $Y_i = \alpha + X_i\beta + \epsilon_i$ donde $E(\epsilon_i|X_i) = 0$ e $i = 1, \dots, N$ (o $\sigma_{X\epsilon} = 0$, $E(\epsilon) = 0$)
- 2 la muestra es i.i.d (los datos son independientes e idénticamente distribuidos). Otra forma de decirlo es que la muestra es una muestra aleatoria.

Supuestos del Modelo de Regresion Lineal

- 1 $Y_i = \alpha + X_i\beta + \epsilon_i$ donde $E(\epsilon_i|X_i) = 0$ e $i = 1, \dots, N$ (o $\sigma_{X\epsilon} = 0$, $E(\epsilon) = 0$)
- 2 la muestra es i.i.d (los datos son independientes e idénticamente distribuidos). Otra forma de decirlo es que la muestra es una muestra aleatoria.
- 3 $\sigma_{XX} = \text{var}(X) > 0$

Supuestos del Modelo de Regresion Lineal

- 1 $Y_i = \alpha + X_i\beta + \epsilon_i$ donde $E(\epsilon_i|X_i) = 0$ e $i = 1, \dots, N$ (o $\sigma_{X\epsilon} = 0$, $E(\epsilon) = 0$)
- 2 la muestra es i.i.d (los datos son independientes e idénticamente distribuidos). Otra forma de decirlo es que la muestra es una muestra aleatoria.
- 3 $\sigma_{XX} = \text{var}(X) > 0$
- 4 $E(Y_i^4) < \infty$ y $E(X_i^4) < \infty$ para todo i .

Supuestos del Modelo de Regresion Lineal

- 1 $Y_i = \alpha + X_i\beta + \epsilon_i$ donde $E(\epsilon_i|X_i) = 0$ e $i = 1, \dots, N$ (o $\sigma_{X\epsilon} = 0$, $E(\epsilon) = 0$)
- 2 la muestra es i.i.d (los datos son independientes e idénticamente distribuidos). Otra forma de decirlo es que la muestra es una muestra aleatoria.
- 3 $\sigma_{XX} = \text{var}(X) > 0$
- 4 $E(Y_i^4) < \infty$ y $E(X_i^4) < \infty$ para todo i .

Estimador MCO del Modelo de Regresión Lineal

- Ajusta una recta que minimiza los errores al cuadrado (entre el valor estimado por la relación lineal y el dato original).

Estimador MCO del Modelo de Regresión Lineal

- Ajusta una recta que minimiza los errores al cuadrado (entre el valor estimado por la relación lineal y el dato original).

Formalmente,

$$\hat{\alpha}, \hat{\beta} = \min_{\alpha, \beta} \sum_1^N \epsilon_i^2 = \min_{\alpha, \beta} \sum_1^N (Y_i - \alpha + X_i\beta)^2$$

Estimador MCO del Modelo de Regresión Lineal

- Ajusta una recta que minimiza los errores al cuadrado (entre el valor estimado por la relación lineal y el dato original).

Formalmente,

$$\hat{\alpha}, \hat{\beta} = \min_{\alpha, \beta} \sum_1^N \epsilon_i^2 = \min_{\alpha, \beta} \sum_1^N (Y_i - \alpha + X_i\beta)^2$$

cuya solución es:

$$\hat{\beta} = \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) Y_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2}$$

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \bar{X} \hat{\beta}$$



Teoría de la Consistencia del estimador LS

- Por consistencia de los estimadores $\hat{\beta}$ y $\hat{\alpha}$ se entiende la propiedad de que estos estimadores converjan en probabilidad a los respectivos valores reales de β y α .

Teoría de la Consistencia del estimador LS

- Por consistencia de los estimadores $\hat{\beta}$ y $\hat{\alpha}$ se entiende la propiedad de que estos estimadores converjan en probabilidad a los respectivos valores reales de β y α .
- **Definición convergencia en probabilidad:** $\hat{\beta}$ converge en probabilidad a β si para cada $\epsilon > 0$, $\eta > 0$ existe un N_0 tal que $N > N_0$, entonces $P(|\hat{\beta} - \beta| > \epsilon) < \eta$.

Teoría de la Consistencia del estimador LS

- Por consistencia de los estimadores $\hat{\beta}$ y $\hat{\alpha}$ se entiende la propiedad de que estos estimadores converjan en probabilidad a los respectivos valores reales de β y α .
- **Definición convergencia en probabilidad:** $\hat{\beta}$ converge en probabilidad a β si para cada $\epsilon > 0$, $\eta > 0$ existe un N_0 tal que $N > N_0$, entonces $P(|\hat{\beta} - \beta| > \epsilon) < \eta$.
- Notación: $plim(\hat{\beta}) = \beta$, $\hat{\beta} \rightarrow_p \beta$, $\hat{\beta} = \beta + o_p(1)$

La Ley de los Grandes Números y el dado egocéntrico

- Sean X_1, \dots, X_N variables aleatorias no correlacionadas con varianza finita ($E(X_t^2) < \infty$) para todo t . Entonces $\bar{X} \rightarrow_p E(X)$, donde $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_i$.

La Ley de los Grandes Números y el dado egocéntrico

- Sean X_1, \dots, X_N variables aleatorias no correlacionadas con varianza finita ($E(X_t^2) < \infty$) para todo t . Entonces $\bar{X} \rightarrow_p E(X)$, donde $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_i$.
- Supongamos un dado (no egocéntrico)
 - Cada cara tiene una probabilidad de...

La Ley de los Grandes Números y el dado egocéntrico

- Sean X_1, \dots, X_N variables aleatorias no correlacionadas con varianza finita ($E(X_t^2) < \infty$) para todo t . Entonces $\bar{X} \rightarrow_p E(X)$, donde $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_i$.
- Supongamos un dado (no egocéntrico)
 - Cada cara tiene una probabilidad de... $\frac{1}{6}$

La Ley de los Grandes Números y el dado egocéntrico

- Sean X_1, \dots, X_N variables aleatorias no correlacionadas con varianza finita ($E(X_t^2) < \infty$) para todo t . Entonces $\bar{X} \rightarrow_p E(X)$, donde $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_i$.
- Supongamos un dado (no egocéntrico)
 - Cada cara tiene una probabilidad de... $\frac{1}{6}$
 - Cuál es el valor esperado si lo tiro una vez?

La Ley de los Grandes Números y el dado egocéntrico

- Sean X_1, \dots, X_N variables aleatorias no correlacionadas con varianza finita ($E(X_t^2) < \infty$) para todo t . Entonces $\bar{X} \rightarrow_p E(X)$, donde $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_t$.
- Supongamos un dado (no egocéntrico)
 - Cada cara tiene una probabilidad de... $\frac{1}{6}$
 - Cuál es el valor esperado si lo tiro una vez? **3.5!**

Lo que me llevo más tiempo preparar (tienen que creerme)

Lo que me llevo más tiempo preparar (tienen que creerme)

- Tomé un dado y me puse a tirarlo:
 - Lo tiré una vez y salió el 4, promedio 4

Lo que me llevo más tiempo preparar (tienen que creerme)

- Tomé un dado y me puse a tirarlo:
 - Lo tiré una vez y salió el 4, promedio 4
 - Lo tiré de nuevo dos veces una vez salió el 5 y la otra el 6, promedio 5.5

Lo que me llevo más tiempo preparar (tienen que creerme)

- Tomé un dado y me puse a tirarlo:
 - Lo tiré una vez y salió el 4, promedio 4
 - Lo tiré de nuevo dos veces una vez salió el 5 y la otra el 6, promedio 5.5
 - Lo tiré de nuevo tres veces, salieron 1, 2 y 5, promedio 2.66

Lo que me llevo más tiempo preparar (tienen que creerme)

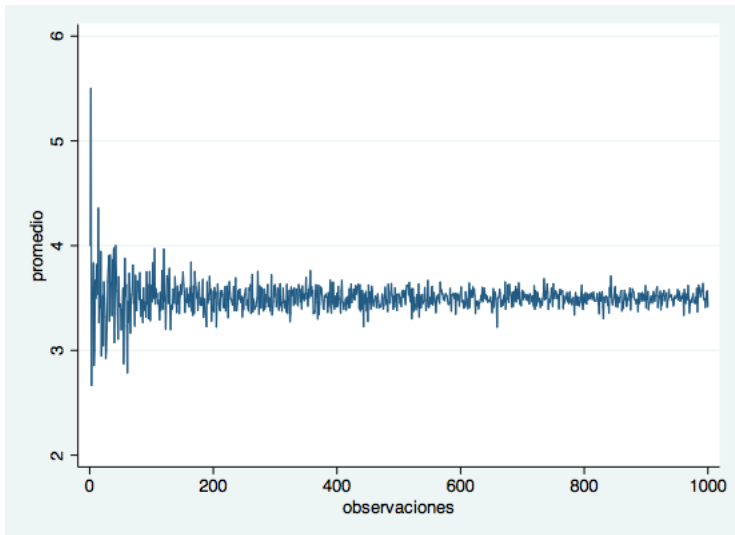
- Tomé un dado y me puse a tirarlo:
 - Lo tiré una vez y salió el 4, promedio 4
 - Lo tiré de nuevo dos veces una vez salió el 5 y la otra el 6, promedio 5.5
 - Lo tiré de nuevo tres veces, salieron 1, 2 y 5, promedio 2.66
- Seguí probando suerte....



- Terminé haciendo esto mil veces ...



- Terminé haciendo esto mil veces ...





Volvamos a la teoría de la consistencia del estimador MCO



Volvamos a la teoría de la consistencia del estimador MCO

- Usando los supuestos es posible reescribir el estimador de la siguiente forma:

Volvamos a la teoría de la consistencia del estimador MCO

- Usando los supuestos es posible reescribir el estimador de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) Y_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2} \\
 &= \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) (\alpha + X_i \beta + \epsilon_i)}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2} \\
 &= \frac{\frac{1}{N} (\sum_1^N (X_i - \bar{X}) \alpha + \sum_1^N (X_i - \bar{X}) X_i \beta + \sum_1^N (X_i - \bar{X}) \epsilon_i)}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2} \\
 &= \beta + \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) \epsilon_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2}
 \end{aligned}$$



Consistencia del estimador MCO (cont.)

$$\hat{\beta} = \beta + \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) \epsilon_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2}$$

Consistencia del estimador MCO (cont.)

$$\hat{\beta} = \beta + \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) \epsilon_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2}$$

- Los supuestos de la Ley de los Grandes Números se cumplen en el caso del numerador y denominador.
- Entonces, el numerador y denominador convergen en probabilidad a sus esperanzas.

Consistencia del estimador MCO (cont.)

$$\hat{\beta} = \beta + \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) \epsilon_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2}$$

- Los supuestos de la Ley de los Grandes Números se cumplen en el caso del numerador y denominador.
- Entonces, el numerador y denominador convergen en probabilidad a sus esperanzas.

$$\hat{\beta} \rightarrow_p \beta + \frac{\sigma_{X\epsilon}}{\sigma_{XX}}$$

Consistencia del estimador MCO (cont.)

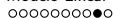
$$\hat{\beta} = \beta + \frac{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X}) \epsilon_i}{\frac{1}{N} \sum_1^N (X_i - \bar{X})^2}$$

- Los supuestos de la Ley de los Grandes Números se cumplen en el caso del numerador y denominador.
- Entonces, el numerador y denominador convergen en probabilidad a sus esperanzas.

$$\hat{\beta} \rightarrow_p \beta + \frac{\sigma_{X\epsilon}}{\sigma_{XX}}$$

- Dado que por Supuesto 1 $\sigma_{X\epsilon} = 0$ y por Supuesto 3 $\sigma_{XX} > 0$ el estimador para β ($\hat{\beta}$) es consistente.

$$\hat{\beta} \rightarrow_p \beta$$



Consistencia del estimador MCO (cont.)

- Dada esta propiedad, y recordando que $\bar{Y} \rightarrow_p E(Y)$ y que $\bar{X} \rightarrow_p E(X)$, en el caso de $\hat{\alpha}$ se puede escribir:

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \bar{X}\hat{\beta} \rightarrow_p E(Y) - E(X)\beta = \alpha$$



Consistencia del estimador MCO: conclusiones

- Si se cumplen los (mínimos) **supuestos** del modelo:

Consistencia del estimador MCO: conclusiones

- Si se cumplen los (mínimos) **supuestos** del modelo:
 - El estimador de mínimos cuadrados ordinarios es consistente (converge en probabilidad).

Consistencia del estimador MCO: conclusiones

- Si se cumplen los (mínimos) **supuestos** del modelo:
 - El estimador de mínimos cuadrados ordinarios es consistente (converge en probabilidad).
 - Entonces se puede usar el modelo lineal para estimar **relaciones causales** (en muestras grandes)
 - En muestras pequeñas las propiedades del estimador no son tan buenas
 - Experimentos de campo (como el de Keizer, et al.) tienden a compensar el tamaño de la muestra con mayor certeza sobre el cumplimiento de los supuestos.

Qué pasó en Alemania?:
Workplace Heterogeneity and the Rise of West German
Wage Inequality
(Card, Heining, Kline, QJE, 2013)
Continuación

Regresión Principal

$$y_{it} = \underbrace{\alpha_j + \psi_{J(i,t)} + x'_i t \beta}_{\text{Efectos Fijos}} + \underbrace{\eta_{iJ(i,t)} + \zeta_{it} + \varepsilon_{it}}_{\text{Efectos Aleatorios}}$$

Efecto Persona Efecto Firma Controles VT
"Match Effect" Drift
Transitory Error

Efecto Persona: componente “portable” de los salarios del trabajador

Efecto Firma: componente específico de la empresa de los salarios del trabajador

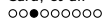
Controles con variación en el tiempo: variables dummy por “nivel educativo-año” y edad interactuada con educación

“Match-Effect”: heterogeneidad en el “efecto tratamiento”



Supuesto Central de Identificación

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{J}(i, t) = j | r) &= P(\mathbf{J}(i, t) = j) \\
 &= G_{jt}(\alpha_i, \psi_1, \dots, \psi_j)
 \end{aligned}$$



Supuesto Central de Identificación

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{J}(i, t) = j|r) &= P(\mathbf{J}(i, t) = j) \\
 &= G_{jt}(\alpha_i, \psi_1, \dots, \psi_j)
 \end{aligned}$$

- La variación “buena” para el estudio proviene de:
 - trabajadores moviéndose a empresas que pagan más

Supuesto Central de Identificación

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{J}(i, t) = j|r) &= P(\mathbf{J}(i, t) = j) \\
 &= G_{jt}(\alpha_i, \psi_1, \dots, \psi_j)
 \end{aligned}$$

- La variación “buena” para el estudio proviene de:
 - trabajadores moviéndose a empresas que pagan más
 - trabajadores de baja calidad siempre despedidos de empresas que pagan mucho

Supuesto Central de Identificación

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{J}(i, t) = j|r) &= P(\mathbf{J}(i, t) = j) \\
 &= G_{jt}(\alpha_i, \psi_1, \dots, \psi_j)
 \end{aligned}$$

- La variación “buena” para el estudio proviene de:
 - trabajadores moviéndose a empresas que pagan más
 - trabajadores de baja calidad siempre despedidos de empresas que pagan mucho
 - “sorting” basado en las características no vinculadas al salario (esfuerzos de contratación, tiempo de viaje, amenities)



Desafíos a la identificación: Selección basada en componente transitorio

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ε_{it}

Desafíos a la identificación: Selección basada en componente transitorio

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ε_{it}
- Sería algo así como que la firma tuvo un mal año y la gente por eso se va de la firma al otro año



Desafíos a la identificación: Selección basada en componente transitorio

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ε_{it}
- Sería algo así como que la firma tuvo un mal año y la gente por eso se va de la firma al otro año
 - sobrestima el efecto en la firma de destino y subestima el efecto de la firma de origen.



Desafíos a la identificación: Selección basada en componente transitorio

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ε_{it}
- Sería algo así como que la firma tuvo un mal año y la gente por eso se va de la firma al otro año
 - sobrestima el efecto en la firma de destino y subestima el efecto de la firma de origen.
- Shocks aleatorios en cada empresa deberían promediarse a cero a medida que el T se incrementa.



Desafíos a la identificación: Selección basada en el “match”

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y $\eta_{i\mathbf{J}(i,t)}$



Desafíos a la identificación: Selección basada en el “match”

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y $\eta_{i\mathbf{J}(i,t)}$
- Posible si trabajadores tienen ventajas comparativas para un trabajo y tienen además poder de negociación con sus empleadores.

Desafíos a la identificación: Selección basada en el “match”

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y $\eta_{i\mathbf{J}(i,t)}$
- Posible si trabajadores tienen ventajas comparativas para un trabajo y tienen además poder de negociación con sus empleadores.
- Dos formas de “testear” este desafío a la identificación:



Desafíos a la identificación: Selección basada en el “match”

- Correlación entre $J(i, t)$ y $\eta_{iJ(i,t)}$
- Posible si trabajadores tienen ventajas comparativas para un trabajo y tienen además poder de negociación con sus empleadores.
- Dos formas de “testear” este desafío a la identificación:
 - Un modelo que permita efectos fijos de trabajadores-por-firma (y no efectos fijos por persona no importa en qué empresa trabaja) debería ajustarse mucho mejor a los datos.

Desafíos a la identificación: Selección basada en el “match”

- Correlación entre $J(i, t)$ y $\eta_{iJ(i,t)}$
- Posible si trabajadores tienen ventajas comparativas para un trabajo y tienen además poder de negociación con sus empleadores.
- Dos formas de “testear” este desafío a la identificación:
 - Un modelo que permita efectos fijos de trabajadores-por-firma (y no efectos fijos por persona no importa en qué empresa trabaja) debería ajustarse mucho mejor a los datos.
 - Las transiciones de gente igual entre empresas que pagan diferente deberían no ser simétricas (el “matching debería ser positivo”)

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)
 - las otras dos (C,D) trabajan en Facebook que tiene un efecto firma ψ_F

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)
 - las otras dos (C,D) trabajan en Facebook que tiene un efecto firma ψ_F
- Supongamos que B se mueve desde Google a Facebook:

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)
 - las otras dos (C,D) trabajan en Facebook que tiene un efecto firma ψ_F
- Supongamos que B se mueve desde Google a Facebook:

$$\psi_F + \underbrace{E[\eta_{BF} - \eta_{BG}]}$$

lo cual es mayor que cero si hay “matching”

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)
 - las otras dos (C,D) trabajan en Facebook que tiene un efecto firma ψ_F
- Supongamos que B se mueve desde Google a Facebook:

$$\psi_F + \underbrace{E[\eta_{BF} - \eta_{BG}]}$$

lo cual es mayor que cero si hay “matching”

- Supongamos que C se mueve desde Facebook a Google:

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)
 - las otras dos (C,D) trabajan en Facebook que tiene un efecto firma ψ_F
- Supongamos que B se mueve desde Google a Facebook:

$$\psi_F + \underbrace{E[\eta_{BF} - \eta_{BG}]}$$

lo cual es mayor que cero si hay “matching”

- Supongamos que C se mueve desde Facebook a Google:

$$-\psi_F + \underbrace{E[\eta_{CG} - \eta_{CF}]}$$

lo cual es mayor que cero si hay “matching”

Selección basada en el “match”: Ejemplo

- Supongamos cuatro personas iguales (A,B,C y D) que trabajan en dos empresas distintas:
 - dos de ellas (A,B) trabajan en Google que tiene un efecto firma normalizado a cero ($\psi_G = 0$)
 - las otras dos (C,D) trabajan en Facebook que tiene un efecto firma ψ_F
- Supongamos que B se mueve desde Google a Facebook:

$$\psi_F + \underbrace{E[\eta_{BF} - \eta_{BG}]}$$

lo cual es mayor que cero si hay “matching”

- Supongamos que C se mueve desde Facebook a Google:

$$-\psi_F + \underbrace{E[\eta_{CG} - \eta_{CF}]}$$

lo cual es mayor que cero si hay “matching”

- **Estudio de caso:** efectos para los que se mueven son simétricos, lo cual se interpreta como evidencia de baja importancia del efecto “matching”



Desafíos a la identificación: Selección basada en el Drift

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ζ_{it}

Desafíos a la identificación: Selección basada en el Drift

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ζ_{it}
- Posible si las empresas aprenden rápido sobre los trabajadores y este aprendizaje está asociado con movilidad entre trabajos (Gibbons y Katz, REStud, 1992)

Desafíos a la identificación: Selección basada en el Drift

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ζ_{it}
- Posible si las empresas aprenden rápido sobre los trabajadores y este aprendizaje está asociado con movilidad entre trabajos (Gibbons y Katz, REStud, 1992)
- Por otro lado, el aprendizaje lleva tiempo (Lange, JLE, 2007):

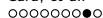
Desafíos a la identificación: Selección basada en el Drift

- Correlación entre $\mathbf{J}(i, t)$ y ζ_{it}
- Posible si las empresas aprenden rápido sobre los trabajadores y este aprendizaje está asociado con movilidad entre trabajos (Gibbons y Katz, REStud, 1992)
- Por otro lado, el aprendizaje lleva tiempo (Lange, JLE, 2007):
 - Tendría que verse tendencias al aumento en salarios antes de moverse a mejores firmas y tendencias a la baja antes de ir a una firma que paga menos.



Identificación

- Los efectos firmas están identificados por los establecimientos conectados por gente que se mueve entre ellos.



Identificación

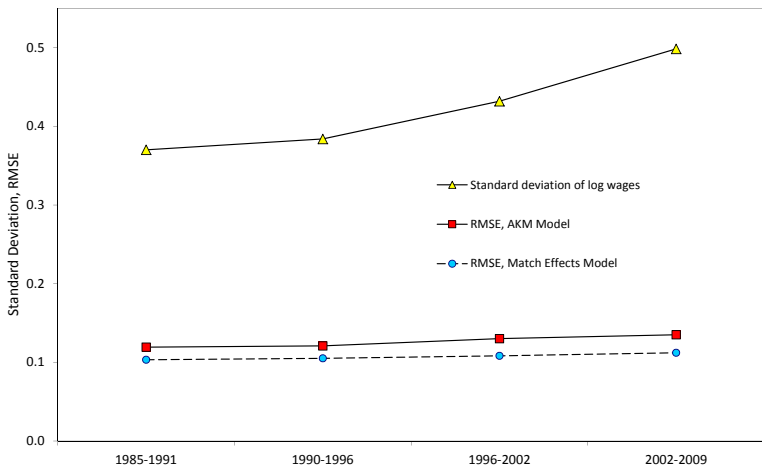
- Los efectos firmas están identificados por los establecimientos conectados por gente que se mueve entre ellos.
- Con esta restricción de las firmas conectadas implica el 90% de los establecimientos y el 96% de los trabajadores.

Resultados

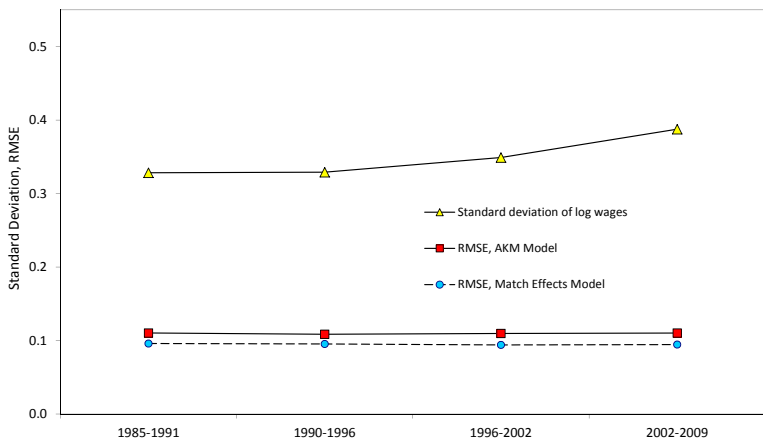
Table 2: Estimation Results for AKM Model, Fit by Interval

	Interval 1 1985-1991 (1)	Interval 2 1990-1996 (2)	Interval 3 1996-2002 (3)	Interval 4 2002-2009 (4)
<i>Dimensions / Summary Stats:</i>				
Number person effects	16,295,106	17,223,290	16,384,815	15,834,602
Number establishment effects	1,221,098	1,357,824	1,476,705	1,504,095
Sample size (person-year obs)	84,185,730	88,662,398	83,699,582	90,615,841
Std. Dev. Log Wages	0.370	0.384	0.432	0.499
<i>Summary of Parameter Estimates:</i>				
Std. dev. of person effects	0.289	0.304	0.327	0.357
Std. dev. of establ. effects	0.159	0.172	0.194	0.230
Std. dev. of Xb	0.121	0.088	0.093	0.084
Correlation of person/establ. effects (across person-year obs.)	0.034	0.097	0.169	0.249
RMSE of AKM residual (degrees of freedom)	0.119 66,669,487	0.121 70,081,245	0.130 65,838,023	0.135 73,277,100
Adjusted R-squared	0.896	0.901	0.909	0.927
<i>Comparison Match Model</i>				
RMSE of Match model	0.103	0.105	0.108	0.112
Adjusted R-squared	0.922	0.925	0.937	0.949
Std. Dev. of Match Effect*	0.060	0.060	0.072	0.075

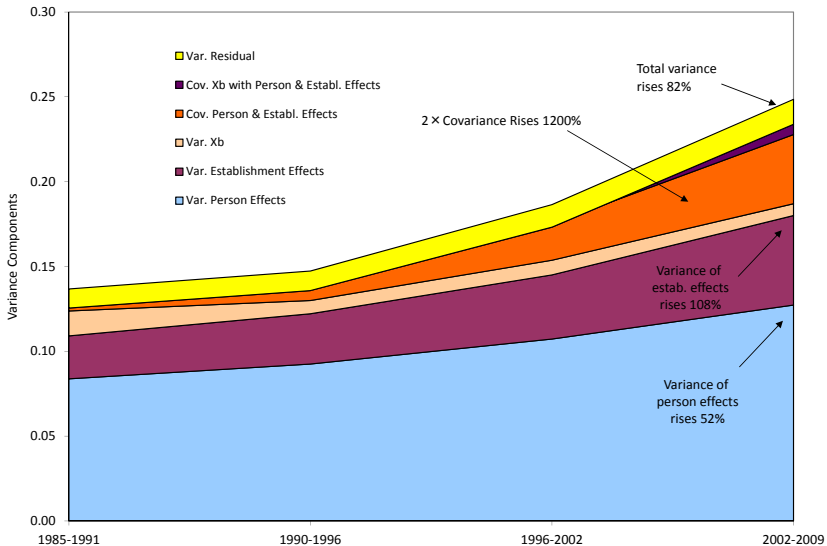
AKM explains nearly all of the rise in wage inequality



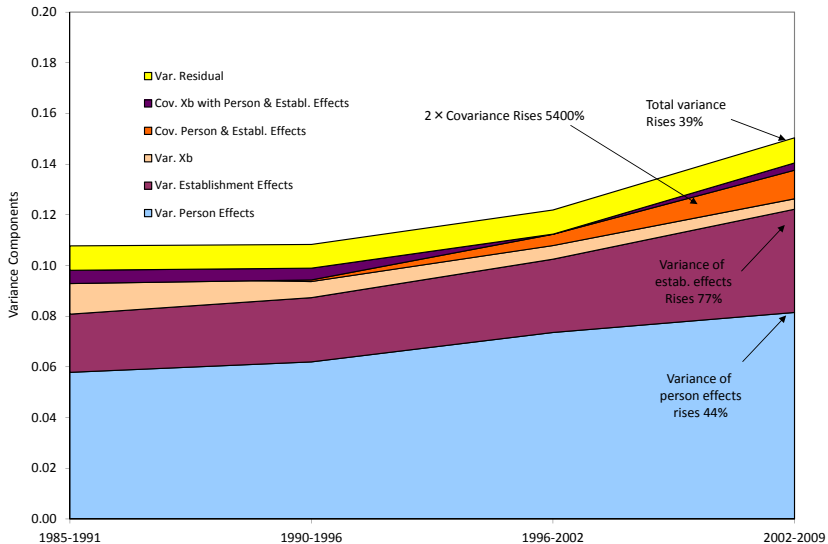
Same for apprentice only sample



Decomposition of Variance of Log Wages



Decomposition of Variance of Log Wages, Apprentices Only



Resultados

- El componente de firma es una parte cada vez más grande de la desigualdad salarial

Resultados

- El componente de firma es una parte cada vez más grande de la desigualdad salarial
 - Trabajar para una firma “de alto salario” es más importante que nunca

Resultados

- El componente de firma es una parte cada vez más grande de la desigualdad salarial
 - Trabajar para una firma “de alto salario” es más importante que nunca
- Se incrementa el “matching” entre firmas y características personales

Resultados

- El componente de firma es una parte cada vez más grande de la desigualdad salarial
 - Trabajar para una firma “de alto salario” es más importante que nunca
- Se incrementa el “matching” entre firmas y características personales
 - Los trabajadores mejor pagos están cada vez más concentrados en las firmas que pagan mejor.



Resultados

- El componente de firma es una parte cada vez más grande de la desigualdad salarial
 - Trabajar para una firma “de alto salario” es más importante que nunca
- Se incrementa el “matching” entre firmas y características personales
 - Los trabajadores mejor pagos están cada vez más concentrados en las firmas que pagan mejor.
- Hay efectos de cohorte en el efecto firma

Resultados

- El componente de firma es una parte cada vez más grande de la desigualdad salarial
 - Trabajar para una firma “de alto salario” es más importante que nunca
- Se incrementa el “matching” entre firmas y características personales
 - Los trabajadores mejor pagos están cada vez más concentrados en las firmas que pagan mejor.
- Hay efectos de cohorte en el efecto firma
 - La desigualdad por firma es aún más grande en los establecimientos más nuevos.