

Causalidad - Clase 3

José Morales-Arilla y Carlos Daboín

Universidad Católica Andrés Bello

Mayo, 2022

¿Qué aprendimos la clase pasada?

1. Problema de identificación: Peso de la prueba del investigador.
2. Características de una buena pregunta de investigación
3. Identificación de efectos causales: Usar teoría y supuestos para aislar la variación correcta.
4. Marco de resultados potenciales y componentes de la correlación.
5. Condiciones bajo las que correlación = causalidad.

Condiciones bajo las cuales correlación = causalidad.

¿Cuáles son los componentes de la correlación?

- $$\underbrace{\text{EDGM}}_{\text{Correlación}} = \underbrace{ATE}_{\text{Causalidad}} + \underbrace{(ATT - ATE)}_{\text{Selección sobre retornos}} + \underbrace{SB}_{\text{Sesgo}}$$

Bajo la condición de que $E[Y_i^x | T_i = x] = E[Y_i^x]$:

$$\underbrace{E[Y_i^1 | T_i = 1] - E[Y_i^0 | T_i = 0]}_{\text{Correlación}} = \underbrace{ATE}_{\text{Causalidad}} + \underbrace{(ATT - ATE)}_0 + \underbrace{SB}_0$$

¿Qué significa eso en cristiano?

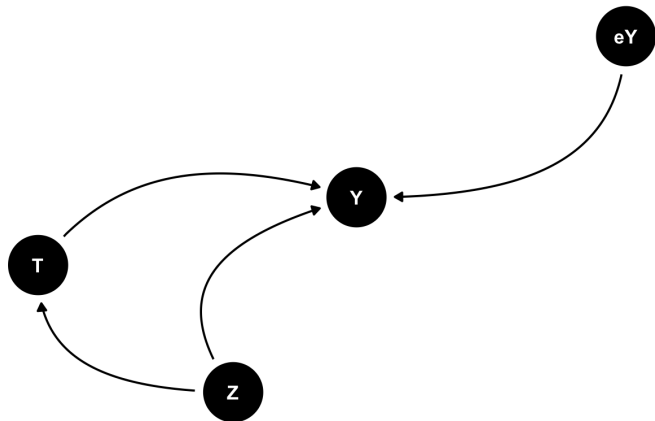
- Tratamiento \perp resultados *potenciales* en la data.
- Causa de interés es independiente de los otros determinantes del resultado de interés.

Diagramas causales:

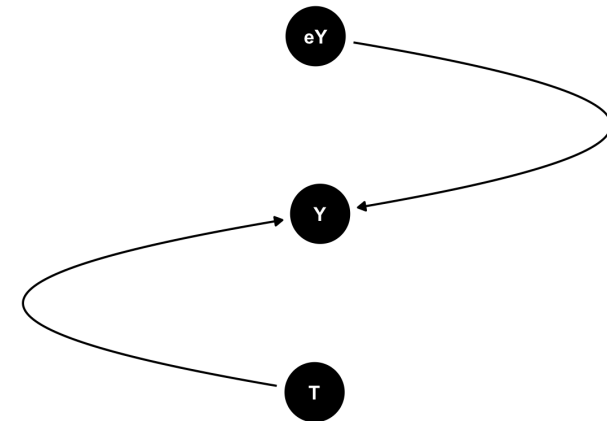
También conocidos como Gráficas Dirigidas Acíclicas (DAGs)

- Una forma de representar de forma gráfica las relaciones causales...
- ...y potenciales problemas a la hora de interpretar correlaciones.

Tratamiento $\not\perp$ resultados potenciales:



Tratamiento \perp resultados potenciales:



Evidencia experimental: $T_i \perp Y_i^x$ *por diseño.*

El experimento ideal tiene tres componentes:

1. Muestra aleatoria de una población de interés
2. Asignación aleatoria del tratamiento
3. Protocolo experimental es respetado a la perfección

¿Qué te compra la muestra aleatoria? Validez externa.

- Representatividad de la población de interés.

¿Qué te compra la asignación aleatoria del tratamiento? Validez interna.

- La única diferencia **en promedio** entre grupos de tratamiento y control es que una recibió el tratamiento.
- Es decir, recibir el tratamiento es independiente de los otros determinantes de la variable resultado: $T \perp Y^0, Y^1$.
- ATE = EDGM: Efecto causal de T es la diferencia en la media de Y en el grupo en que T = 1 y el grupo en que T = 0.

Bertrand y Mullainathan (2004)

¿Cuál es el hecho estilizado que motiva el estudio?

- Tasa de desempleo entre Afro-Americanos 2x desempleo entre blancos.
- Salarios entre afro-americanos empleados son 25% menores que entre blancos.

¿Qué pregunta se hacen?

- ¿Hay discriminación racial en el mercado laboral norteamericano?

¿Por qué el hecho estilizado no responde la pregunta?

- Raza puede relacionarse con otros determinantes de los resultados en el mercado laboral.
 - ¿Las universidades públicas discriminan a los pobres?
 - No necesariamente, a lo mejor se basan estrictamente en exámenes de admisión.
 - Es decir, hay una teoría alternativa a la discriminación que puede explicar la correlación.

Teoría → Hipótesis → Pregunta

Teoría: Planteamiento general sobre el funcionamiento de cierto fenómeno.

- "Los empleadores discriminan a los Afro-americanos."

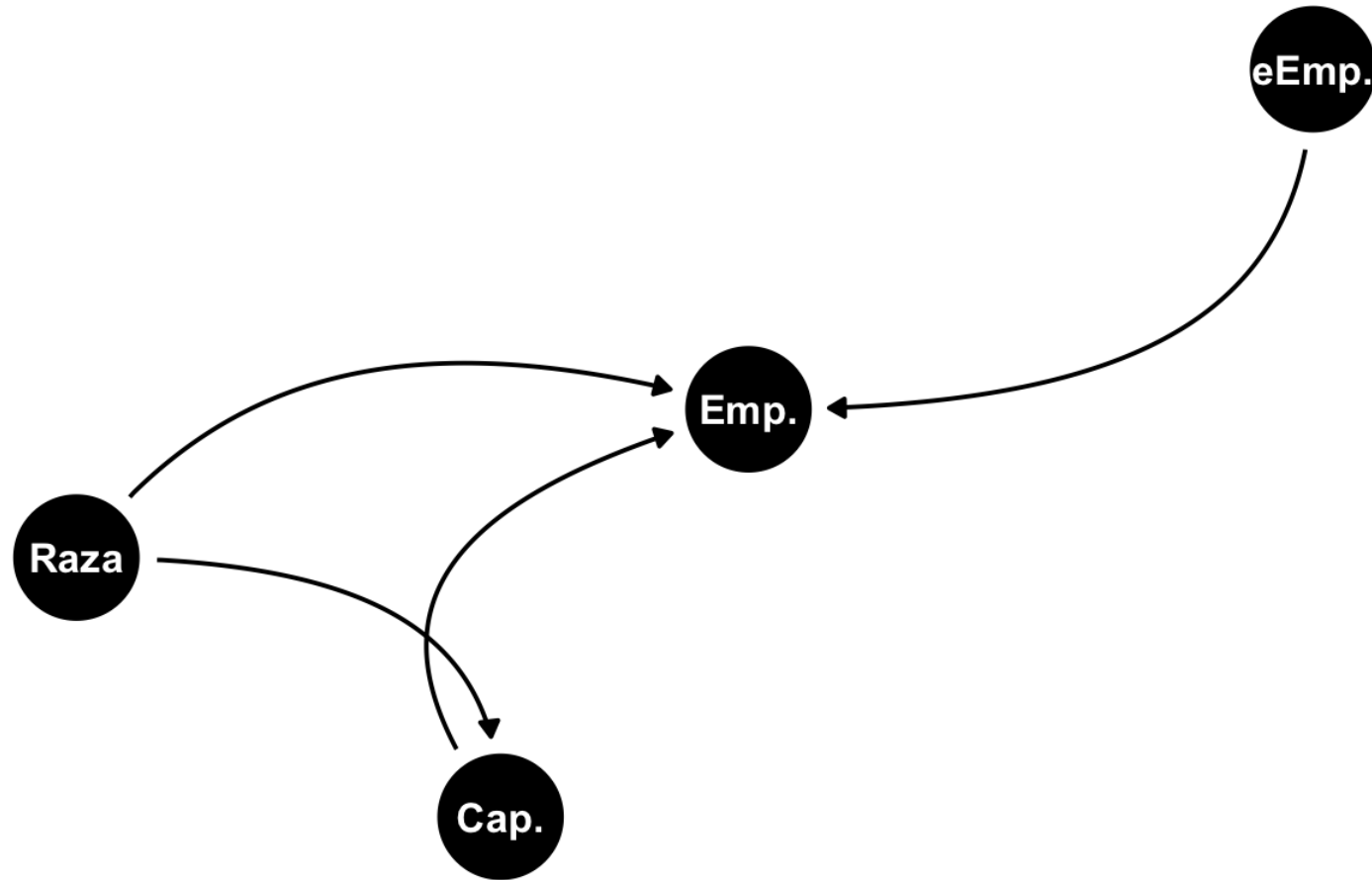
Hipótesis: Afirmación sobre como debe funcionar el mundo *solo* si la teoría es cierta.

- "Los empleadores consideran la raza a la hora de contratar trabajadores."

Pregunta: Cuestionamiento empírico sobre el funcionamiento del mundo

- "¿Cuál es el efecto de la raza de un trabajador sobre sus chances de conseguir trabajo?".

Identificación: Aislar la variación correcta



Pregunta → Diseño de investigación

Los experimentos son el "estandar de oro" para resolver preguntas causales.

- Siempre es bueno empezar preguntándose "¿Cuál sería el experimento ideal si no tuviese limitaciones?"

¿Cuál creen que sería el experimento ideal para resolver esta pregunta?

- ¿Se puede asignar la raza aleatoriamente a los trabajadores?

¿Qué hicieron Bertrand y Mullainathan?

- Crear CVs falsos de calidad distinta:
 - Años de experiencia, honores, email, vacíos laborales, vecindarios de origen...
- Asignar nombres que sugieren raza aleatoriamente :
 - ¿Cómo lo determinaron?
- Enviarlos a avisos de empleo publicados en prensa:
 - Variación en industria, ocupación, vecindario de empleo, "Equal opportunity", etc.

Debilidades: Del experimento ideal al experimento posible

Problemas de medición de resultados:

- Llamadas para coordinar una entrevista \neq Oferta de empleo o salario.

Representatividad de los empleadores

- Mercado laboral de Boston y Chicago \neq Mercado laboral de EEUU.

Representatividad de los trabajadores

- Afroamericanos con nombres extremadamente afroamericanos \neq todos los afroamericanos.

Nombres por grupo racial para hombres y mujeres:

TABLE A1—FIRST NAMES USED IN EXPERIMENT

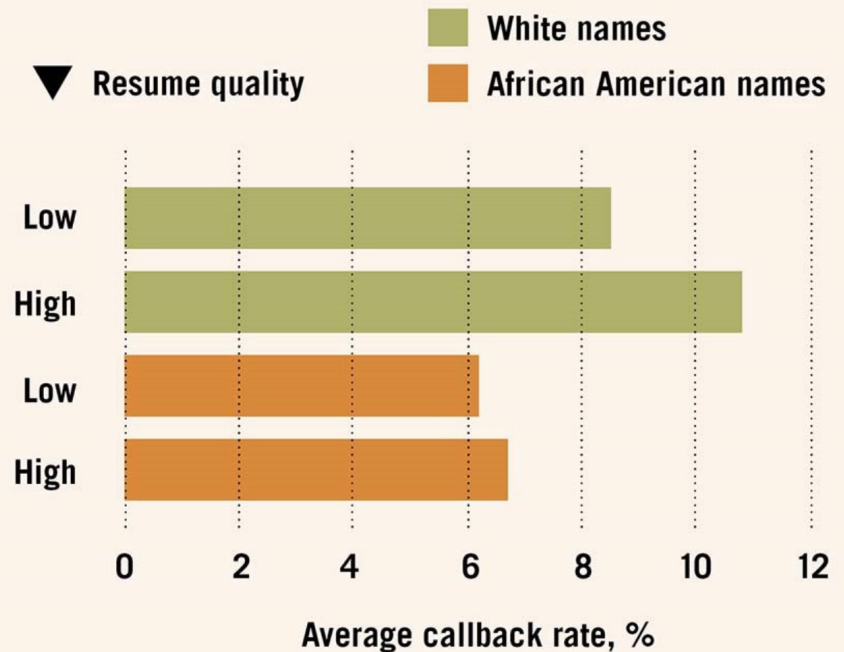
White female			African-American female		
Name	L(W)/L(B)	Perception White	Name	L(B)/L(W)	Perception Black
Allison	∞	0.926	Aisha	209	0.97
Anne	∞	0.962	Ebony	∞	0.9
Carrie	∞	0.923	Keisha	116	0.93
Emily	∞	0.925	Kenya	∞	0.967
Jill	∞	0.889	Lakisha	∞	0.967
Laurie	∞	0.963	Latonya	∞	1
Kristen	∞	0.963	Latoya	∞	1
Meredith	∞	0.926	Tamika	284	1
Sarah	∞	0.852	Tanisha	∞	1
Fraction of all births:			Fraction of all births:		
3.8 percent			7.1 percent		

White male			African-American male		
Name	L(W)/L(B)	Perception White	Name	L(B)/L(W)	Perception Black
Brad	∞	1	Darnell	∞	0.967
Brendan	∞	0.667	Hakim		0.933
Geoffrey	∞	0.731	Jamal	257	0.967
Greg	∞	1	Jermaine	90.5	1
Brett	∞	0.923	Kareem	∞	0.967
Jay	∞	0.926	Leroy	44.5	0.933
Matthew	∞	0.888	Rasheed	∞	0.931
Neil	∞	0.654	Tremayne	∞	0.897
Todd	∞	0.926	Tyrone	62.5	0.900
Fraction of all births:			Fraction of all births:		
1.7 percent			3.1 percent		

Notes: This table tabulates the different first names used in the experiment and their identifiability. The first column reports the likelihood that a baby born with that name (in Massachusetts between 1974 and 1979) is White (or African-American) relative to the likelihood that it is African-American (White). The second column reports the probability that the name was picked as White (or African-American) in an independent field survey of people. The last row for each group of names shows the proportion of all births in that race group that these names account for.

Racism in a resume

Job applicants with African American–sounding names got fewer callbacks.



Produzcamos los resultados principales del paper:

```
library(haven)
library(fixest)

# 1. Carga la data de Bertrand y Mullainathan (2004)
df <- read_dta("Mullainathan/lakisha_aer.dta")
df <- df %>% mutate(
  black = if_else(race == "b", 1, 0),
  white = if_else(race == "w", 1, 0),
  c_black = if_else(race == "b" & call == 1, 1, 0),
  c_white = if_else(race == "w" & call == 1, 1, 0))

# 2. Calcula el total de CVs y de llamadas por raza
t <- df %>% summarize(
  black = sum(black),
  white = sum(white),
  c_black = sum(c_black),
  c_white = sum(c_white))

# 3. Calcula la proporción de llamadas por raza
prop_c_black <- t$c_black / t$black
prop_c_white <- t$c_white / t$white

# 4. Calcula el ratio y la diferencia en proporciones
ratio <- prop_c_white / prop_c_black
diff <- prop_c_black - prop_c_white
```

Resultados:

- Proporción de llamadas afro-americanos: 6.45%.
- Proporción de llamadas blancos: 9.65%.
- Diferencia: -3.2%.
- Ratio: 1.5.

TABLE 1—MEAN CALLBACK RATES BY RACIAL SOUNDINGNESS OF NAMES

	Percent callback for White names	Percent callback for African-American names	Ratio	Percent difference (<i>p</i> -value)
Sample: All sent resumes	9.65 [2,435]	6.45 [2,435]	1.50	3.20 (0.0000)

50% más llamadas a CVs de blancos.

- Diferencia grande.
- ¿Estadísticamente significativa?

Test de igualdad en proporciones ~ Regresión

Test de igualdad en proporciones:

```
# 5. Test de proporciones
prop.test(x = c(t$c_black, t$c_white),
          n = c(t$black, t$white),
          correct = TRUE)
```

```
##
##      2-sample test for equality of proportions with continuity
##      correction
##
## data:  c(t$c_black, t$c_white) out of c(t$black, t$white)
## X-squared = 16.449, df = 1, p-value = 4.998e-05
## alternative hypothesis: two.sided
## 95 percent confidence interval:
##  -0.04769866 -0.01636705
## sample estimates:
##      prop 1      prop 2
## 0.06447639 0.09650924
```

Regresión: $C_i = \beta_0 + \beta_1 * T_i + \epsilon_i$

```
# 6. Regresion de llamadas por raza
feols(call ~ black, df)
```

```
## OLS estimation, Dep. Var.: call
## Observations: 4,870
## Standard-errors: Standard
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.096509   0.005505 17.5320 < 2.2e-16 ***
## black        -0.032033   0.007785 -4.1147  3.9e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## RMSE: 0.271583 Adj. R2: 0.003261
```

¿Cómo se aleatoriza el tratamiento?

Literalmente:

- Asignar un número aleatorio a cada observación.
- Asignar tratamiento al 50% de observaciones con números más altos.

¿Cómo se sabe si la aleatorización funcionó?

- El tratamiento debe ser independiente de las características observadas.
- Todos los RCTs empiezan con "tests de balance" en el tratamiento.

¿Cómo aleatorizaron Bertrand y Mullainathan (2004)?

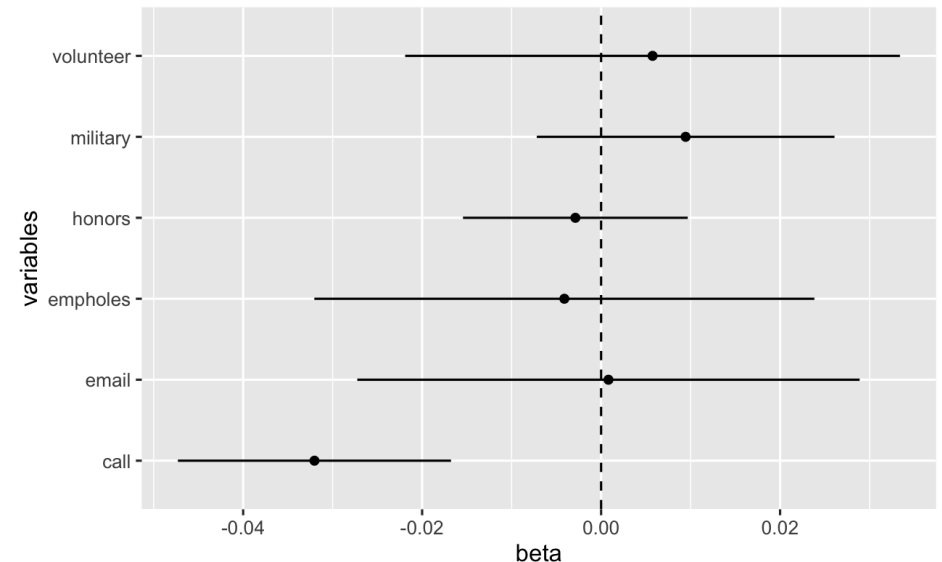
- 1300 Anuncios de empleo.
- 4 CVs para cada anuncio:
 - Dos de "alta calidad" y dos de "baja calidad".
 - Uno de alta calidad y uno de baja calidad asignados aleatoriamente a un nombre afro-americano.

¿Funcionó la aleatorización en Bertrand y Mullainathan (2004)?

¿Cuál es la preocupación principal? Raza \perp Características del CV: Comparar Columnas 2 y 3 en Tabla 3!

```
vars <- c("call", "honors", "email",  
          "military", "volunteer", "empholes")  
COEFS <- c()  
CI_lo <- c()  
CI_hi <- c()  
for (i in 1:length(vars)){  
  Y <- vars[i]  
  mod <- feols(as.formula(paste(vars[i], '~ black')), df)  
  coef <- mod$coefficients[2]  
  se <- mod$se[2]  
  ci_lo <- coef - 1.96 * se  
  ci_hi <- coef + 1.96 * se  
  COEFS <- c(COEFS, coef)  
  CI_lo <- c(CI_lo, ci_lo)  
  CI_hi <- c(CI_hi, ci_hi)  
}  
  
baseline_tests <- tibble(  
  variables = vars, beta = COEFS,  
  ci_lo = CI_lo, ci_hi = CI_hi,  
  null = if_else(ci_lo < 0 & ci_hi > 0, 1, 0)  
)
```

```
ggplot(baseline_tests, aes(y = variables, x = beta)) +  
  geom_point() + geom_errorbarh(  
    aes(xmin = ci_lo, xmax = ci_hi),  
    height = 0) +  
  geom_vline(xintercept = 0, linetype = 'dashed')
```



¿Cuál es el efecto de la calidad de los CVs para distintas razas?

Efecto de la calidad para blancos

```
df_white <- df %>% filter(black == 0)
hw <- feols(call ~ h, df_white)
```

Entre CVs de blancos, tener una calidad alta aumenta la probabilidad de recibir una llamada en 2.29%, y el efecto es estadísticamente significativo.

Mérito → Éxito... entre los blancos!

Efecto de la calidad para afroamericanos

```
df_black <- df %>% filter(black == 1)
hb <- feols(call ~ h, df_black)
```

Entre CVs de afroamericanos, tener una calidad alta aumenta la probabilidad de recibir una llamada en 0.52%, y no es estadísticamente distinto de 0.

De la teoría a la pregunta... y de vuelta a la teoría

¿Cuál era la pregunta?

- "¿Cuál es el efecto de la raza de un trabajador sobre sus chances de conseguir trabajo?".
- Respuesta: Empleadores llaman a trabajadores blancos 50% más que a trabajadores con nombre afroamericano.

¿Este resultado prueba la hipótesis/teoría?

- Teoría: "Los empleadores discriminan a los Afro-americanos."
- Hipótesis: "Los empleadores consideran la raza a la hora de contratar trabajadores."

Problema de identificación: ¿Puede explicarse este resultado aún si la teoría es falsa?

- ¿Qué teoría puede explicar estos resultados en ausencia de discriminación racial?
 - "Acá no hay racismo, pero hay clasismo"

Si el problema fuera clasismo y no racismo...

Los CV con nombres afroamericanos asociados a "mejores" vecindarios o para actividades con baja interacción interpersonal deberían ser más exitosos... Pero no lo son (Tablas 6 y 7).

TABLE 6—EFFECT OF APPLICANT'S ADDRESS ON LIKELIHOOD OF CALLBACK

Dependent Variable: Callback Dummy						
Zip code characteristic:	Fraction Whites		Fraction college or more		Log(per capital income)	
Zip code characteristic	0.020 (0.012)	0.020 (0.016)	0.054 (0.022)	0.053 (0.031)	0.018 (0.007)	0.014 (0.010)
Zip code characteristic*	—	−0.000 (0.024)	—	−0.002 (0.048)	—	0.008 (0.015)
African-American name	—	−0.031 (0.015)	—	−0.031 (0.013)	—	−0.112 (0.152)

Notes: Each column gives the results of a probit regression where the dependent variable is the callback dummy. Reported in the table is the estimated marginal change in probability. Also included in columns 1, 3, and 5 is a city dummy; also included in columns 2, 4, and 6 is a city dummy and a city dummy interacted with a race dummy. Standard errors are corrected for clustering of the observations at the employment-ad level.

Los CV con nombres afroamericanos asociados a madres más educadas deberían ser más exitosos... Pero no lo son (Tabla 8).

TABLE 8—CALLBACK RATE AND MOTHER'S EDUCATION BY FIRST NAME

White female			African-American female		
Name	Percent callback	Mother education	Name	Percent callback	Mother education
Emily	7.9	96.6	Aisha	2.2	77.2
Anne	8.3	93.1	Keisha	3.8	68.8
Jill	8.4	92.3	Tamika	5.5	61.5
Allison	9.5	95.7	Lakisha	5.5	55.6
Laurie	9.7	93.4	Tanisha	5.8	64.0
Sarah	9.8	97.9	Latoya	8.4	55.5
Meredith	10.2	81.8	Kenya	8.7	70.2
Carrie	13.1	80.7	Latonya	9.1	31.3
Kristen	13.1	93.4	Ebony	9.6	65.6
Average		91.7	Average		61.0
Overall		83.9	Overall		70.2
Correlation	−0.318	($p = 0.404$)	Correlation	−0.383	($p = 0.309$)

White male			African-American male		
Name	Percent callback	Mother education	Name	Percent callback	Mother education
Todd	5.9	87.7	Rasheed	3.0	77.3
Neil	6.6	85.7	Tremayne	4.3	—
Geoffrey	6.8	96.0	Kareem	4.7	67.4
Brett	6.8	93.9	Darnell	4.8	66.1
Brendan	7.7	96.7	Tyrone	5.3	64.0
Greg	7.8	88.3	Hakim	5.5	73.7
Matthew	9.0	93.1	Jamal	6.6	73.9
Jay	13.4	85.4	Leroy	9.4	53.3
Brad	15.9	90.5	Jermaine	9.6	57.5
Average		91.7	Average		66.7
Overall		83.5	Overall		68.9
Correlation	−0.0251	($p = 0.949$)	Correlation	−0.595	($p = 0.120$)

Mecanismos sobre como opera la teoría (Sección IV, Parte C)

Resultados confirman teoría de discriminación racial, pero hay distintos "tipos" de discriminación racial.

Discriminación basada en gustos (Gary Becker, 1961)

- Debería haber heterogeneidad entre industria u ocupaciones basado en interacciones personales... pero no hay.

Discriminación estadística (Altonji y Black, 1999)

- Señales de calidad menos precisas para afroamericanos.
 - Pero las características asociadas a ambas razas son igual de "precisas" - son las mismas en promedio.
- La misma característica podría señalar menos capacidad si estas son más fáciles de adquirir para un grupo
 - Por ejemplo, si afroamericanos las reciben no por mérito sino por discriminación afirmativa.
 - ¿"Empleado del mes" vs. Computación? ¿Experiencia laboral? Falta heterogeneidad esperada.

Alternativa simple sugerida: Búsqueda lexicográfica (Paro de leer si veo nombre afro-americano).

¿Qué aprendemos de BM2004 sobre los RCTs en general?

Asignación aleatoria del tratamiento garantiza interpretación causal de la correlación.

- Correlación entre raza sugerida y tasa de llamadas es el efecto causal de la raza sobre la tasa de llamadas.

Explorar variación adicional permite evaluar la identificación causal de nuestra teoría.

- Diferencia en tasa de llamada entre razas puede ser por "clasismo" y no por "racismo".
- Pero si fuera clasismo esperaríamos que diferencias raciales se atenuaran con marcadores observables de clase...
- ... y no se atenúan. Así que los resultados son más consistentes con la hipótesis de racismo.

Explorar variación adicional permite precisar mecanismos y decantar entre teorías más precisas.

- Resultados son consistentes con teoría de discriminación racial.
- Pero discriminación racial puede ser por gustos, por discriminación estadística, o por proceso lexicográfico.
- Falta de heterogeneidades es más consistente con la teoría de discriminación lexicográfica.

Evidencia experimental: $T_i \perp Y_i^x$ *por diseño.*

El experimento ideal tiene tres componentes:

1. Muestra aleatoria de una población de interés
2. Asignación aleatoria del tratamiento
3. Protocolo experimental es respetado a la perfección

¿Qué te compra que el protocolo experimental sea respetado a la perfección?

- Que no hay diferencia entre asignación al tratamiento y tratamiento.
- Esto es verdad en BM2004 - Un CV asignado a un grupo racial va a tener el nombre que sugiere raza.
- Esto suele ser cierto en contextos médicos - A quien se le asigna la vacuna se le pone la vacuna.

Los protocolos experimentales rara vez se cumplen a la perfección en contextos sociales:

- Lo cual puede ser problemático si el efecto del tratamiento no es igual para todo el mundo.

Caso hipotético: ¿Ir al gimnasio → bajar de peso?

¿Cuál sería el experimento ideal?

- Muestra aleatoria de la población.
- Asignación aleatoria de ir al gimnasio.
 - Asignados a ir al gimnasio están obligados a ir al gimnasio.
 - Asignados a grupo de control obligados a no ir al gimnasio.
- Diferencia en peso promedio un mes después = Efecto promedio del gimnasio sobre el peso.

¿Se puede garantizar este protocolo experimental?

- No... porque la gente tiene esto que se llama derechos humanos.
- No puedes obligar al que se le asignó gimnasio a ir al gimnasio.
- No puedes obligar al que se le asignó no ir al gimnasio a que no vaya.

Caso hipotético: ¿Ir al gimnasio → bajar de peso?

Del experimento ideal al experimento posible:
¿Qué podemos hacer?

Tres (cuatro) tipos de personas

- Muestra aleatoria de la población.
- Asignación aleatoria de **incentivos** para ir al gimnasio.
 - Asignados reciben pago condicional en ir al gimnasio. (ej: Gimnasio gratis)
 - Asignados a grupo de control no tienen el incentivo.
- Siempre tratados: Van al gimnasio con o sin incentivo.
- Nunca tratados: No van al gimnasio con o sin incentivo.
- Cumplidores: Van al gimnasio solo si reciben el incentivo.
- (Desafiadores: Van al gimnasio solo si están en el grupo de control.)

Caso hipotético: ¿Ir al gimnasio → bajar de peso?

¿Qué capturamos con la diferencia entre quienes recibieron el incentivo y quienes no recibieron el incentivo?

¿Qué porcentaje de la gente son los cumplidores?

¿Cuál es el efecto promedio del tratamiento sobre los cumplidores?

- Diferencia de medias es el efecto de la "intención de tratar" (ITT).
- Distinto al efecto promedio del tratamiento (ATE)
 - ITT es producto del comportamiento de los cumplidores, solo un grupo del total.
- La diferencia en la proporción de gente que va al gimnasio...
- ...entre el grupo que recibió el incentivo y el que no recibió el incentivo.
- Efecto "Local" Promedio del Tratamiento (LATE)
- $LATE = \frac{ITT}{\%C}$
- $LATE = ATE$ solo si efectos causales son homogéneos. No siempre es un supuesto sensato.

¿Qué aprendimos hoy?

RCTs son el "Estandar de oro" para la evaluación de efectos causales.

Siempre empezamos preguntándonos: ¿Cuál sería el experimento ideal?

Del experimento ideal pasamos al experimento (o al diseño de investigación) posible.

Muestreo aleatorio compra validez externa, tratamiento aleatorio compra validez interna.

Exploración de variación adicional sirve para identificar teoría y decantar sus detalles.

No siempre hay cumplimiento perfecto del protocolo experimental.

En ese caso, se identifica el efecto causal "local" para los "cumplidores" (LATE).

Gracias