

# **Analítica de Datos**

## **Experimentos**

**Carlos Cardona Andrade**



# Tabla de contenido

1. Causalidad
2. Experimentos
3. Experimentos en Empresas

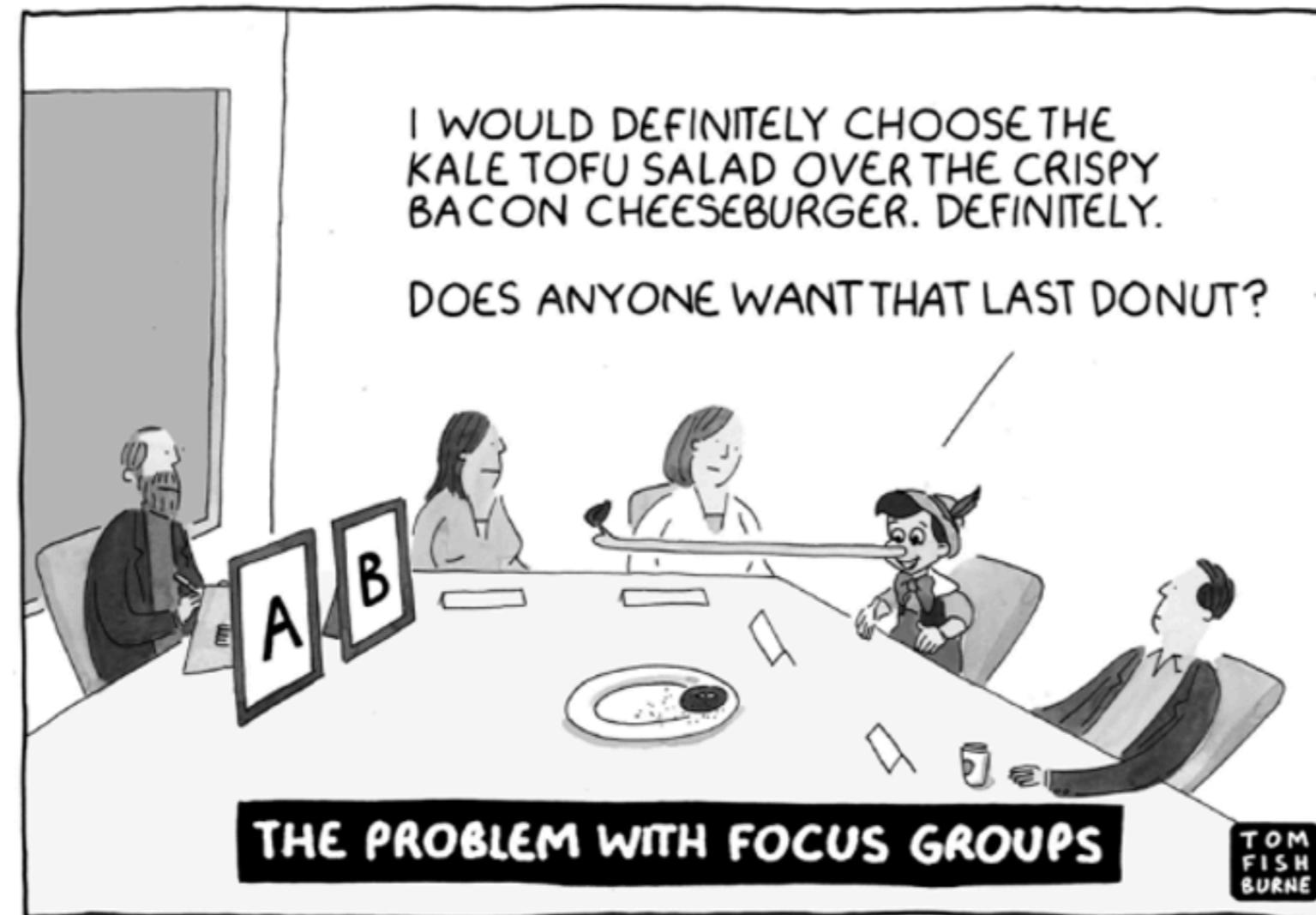
# Causalidad

# Causalidad

¿La estrategia/opción/bono logrará un aumento en los beneficios de la empresa?

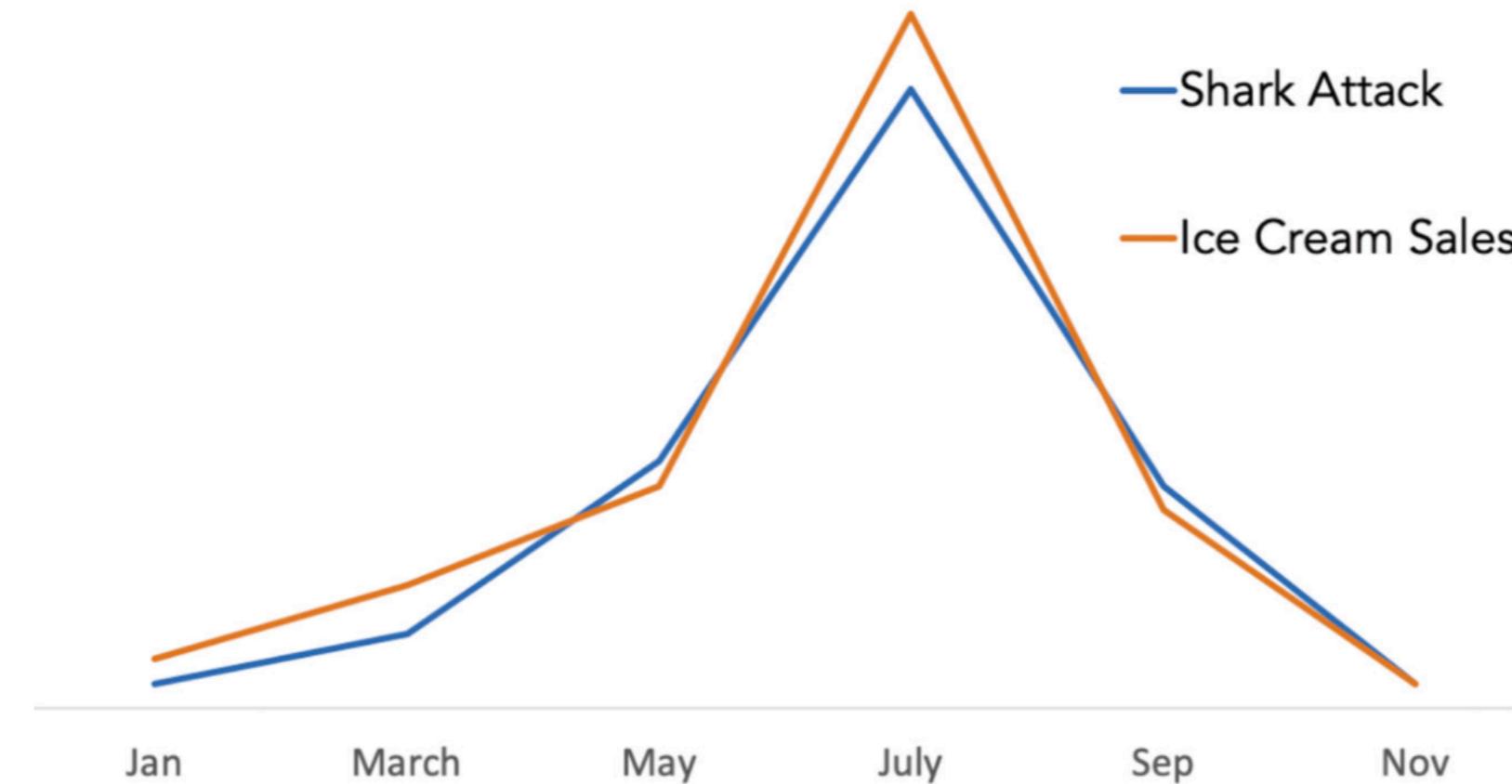
# El problema de los grupos focales

The saying-doing gap in focus groups



# Correlación y relaciones espúrias

Una relación espuria es un vínculo aparente entre dos eventos que se demuestra inválido cuando se examina la relación con mayor detalle.



# Correlación no implica causalidad

- Excepto cuando si la implica!
- Incluso si no implica causalidad, la frase es inútil y termina la discusión

SCIENCE

# The Internet Blowhard's Favorite Phrase

Why do people love to say that correlation does not imply causation?

By DANIEL ENGBER

OCT 02, 2012 • 8:33 AM

Not everyone found the news believable. “Facepalm. Correlation doesn’t imply causation,” wrote one unhappy Internet user. “That’s pretty much how I read this too... correlation is NOT causation,” agreed a Huffington Post superuser, seemingly distraught. “I was surprised not to find a discussion of correlation vs. causation,” cried someone at Hacker News. “Correlation does not mean causation,” a reader moaned at Slashdot. “There are so many variables here that it isn’t funny.”



# ¿Es útil la correlación?

- ¡Sí! La correlación es importante y se utiliza en la inferencia causal, solo que no de manera aislada
- Una expresión más precisa sería: "La causalidad no puede inferirse solo a partir de la correlación", o más generalmente, "La causalidad no puede inferirse solo a partir de estadísticas muestrales"
  - Un promedio, una diferencia de promedios

# Correlación vs Causalidad

Cómo manejamos la correlación?

- Matemáticas
- Estadística

Cómo manejamos la causalidad?

- Filosofía
- ~~Matemáticas~~

# Cómo sabemos si X causa Y?

X causa Y si...

...intervenimos y cambiamos X sin cambiar nada más...

...y Y cambia

# Relaciones causales?

- Encender fuegos artificiales causa ruido
- El canto del gallo causa el amanecer
- Obtener un MBA aumenta tus ingresos
- Los resfriados desaparecen unos días después de tomar vitamina C

**Causalidad= Correlación**  
+ orden temporal + relación no espuria

- ¿Cómo saber si estamos en lo correcto?
- Se necesita un modelo filosófico

# Modelo causal de Rubin

- Imaginemos un grupo de alumnos para los cuales tenemos una medida de rendimiento académico  $Y_i$  para cada estudiante  $i$ .
- Además, sabemos si el estudiante fue asignado a un grupo de estudio especial ( $D_i = 1$ ) o a un grupo de estudio normal ( $D_i = 0$ )

# Modelo causal de Rubin

A qué nos referimos cuando decimos esto **causó** aquello?

- Cada estudiante  $i$  tiene dos resultados potenciales:
  - Si el alumno es “tratado”:  $Y_{1i}$
  - Si el alumno es “no tratado”:  $Y_{0i}$

Sólo observamos  $Y_{1i}$  o  $Y_{0i}$ . Nunca ambos!

- El efecto del grupo especial/tratado para el alumno  $i$  se define como:

$$Y_{1i} - Y_{0i}$$

# El problema fundamental de la inferencia causal

Cada persona está en el grupo tratado ( $D_i = 1$ ) o en el grupo de control ( $D_i = 0$ ), pero no en ambos al mismo tiempo. Por lo tanto, para cada persona, solo podemos observar uno de sus posibles resultados. Lo que observamos ( $Y_i$ ) es:

$$Y_i = \begin{cases} Y_{1i} & \text{if } D_i = 1 \\ Y_{0i} & \text{if } D_i = 0 \end{cases}$$

# El problema fundamental de la inferencia causal

- Los otros resultados (no observados) son los **contrafactuales**
- Para los individuos en el grupo tratado, el contrafactual es:  
 $(Y_{0i}|D_i = 1)$
- Para los individuos en el grupo de control, el contrafactual es:  
 $(Y_{1i}|D_i = 0)$

## El problema fundamental:

Nunca observaremos el efecto causal del tratamiento para el alumno  $i$ :

$$Y_{1i} - Y_{0i}$$

# El verdadero efecto promedio

Persona	Y_1	Y_0	Diferencia
Juan	130	115	15
María	120	125	-5
Sara	100	125	-25
Carlos	110	130	-20
Pedro	115	120	-5
Media	115	123	-8

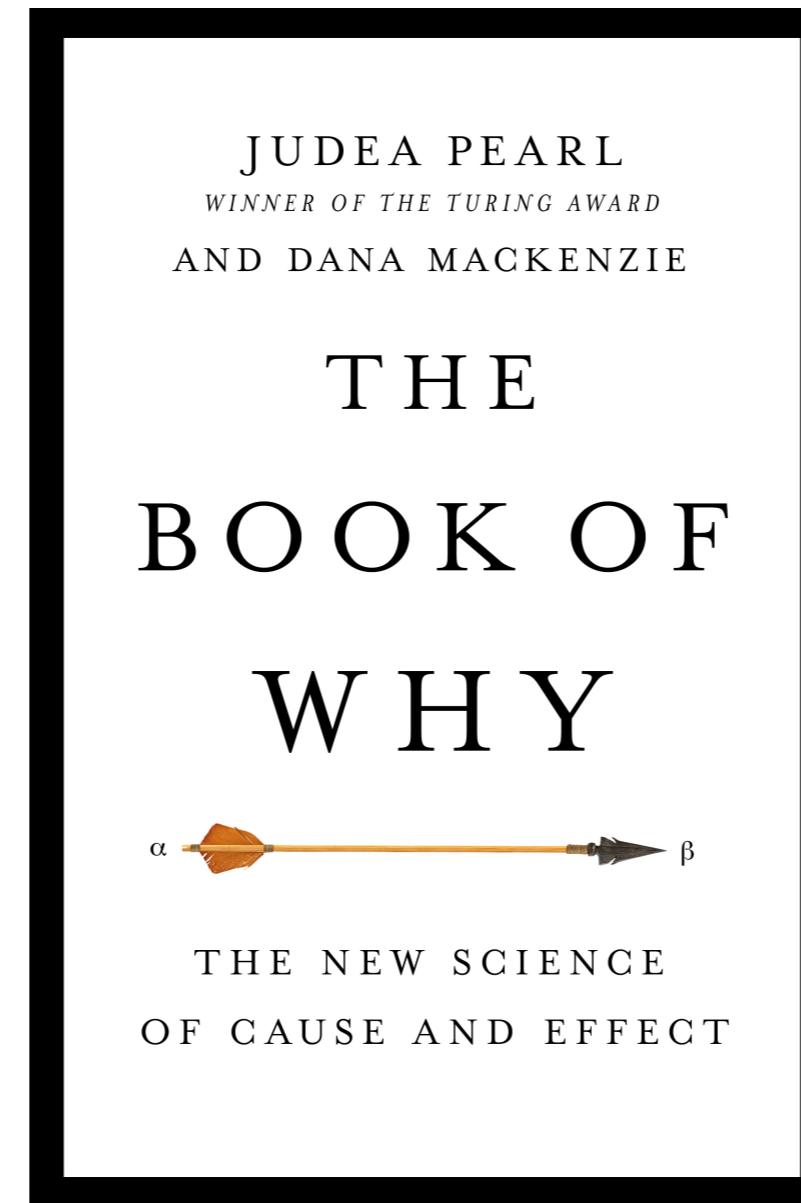
# Una asignación aleatoria

Persona	Y_1	Y_0	Diferencia
Juan	130	?	?
María	120	?	?
Sara	?	125	?
Carlos	?	130	?
Pedro	115	?	?
Media	121.66	127.5	-5.83

# Otra asignación

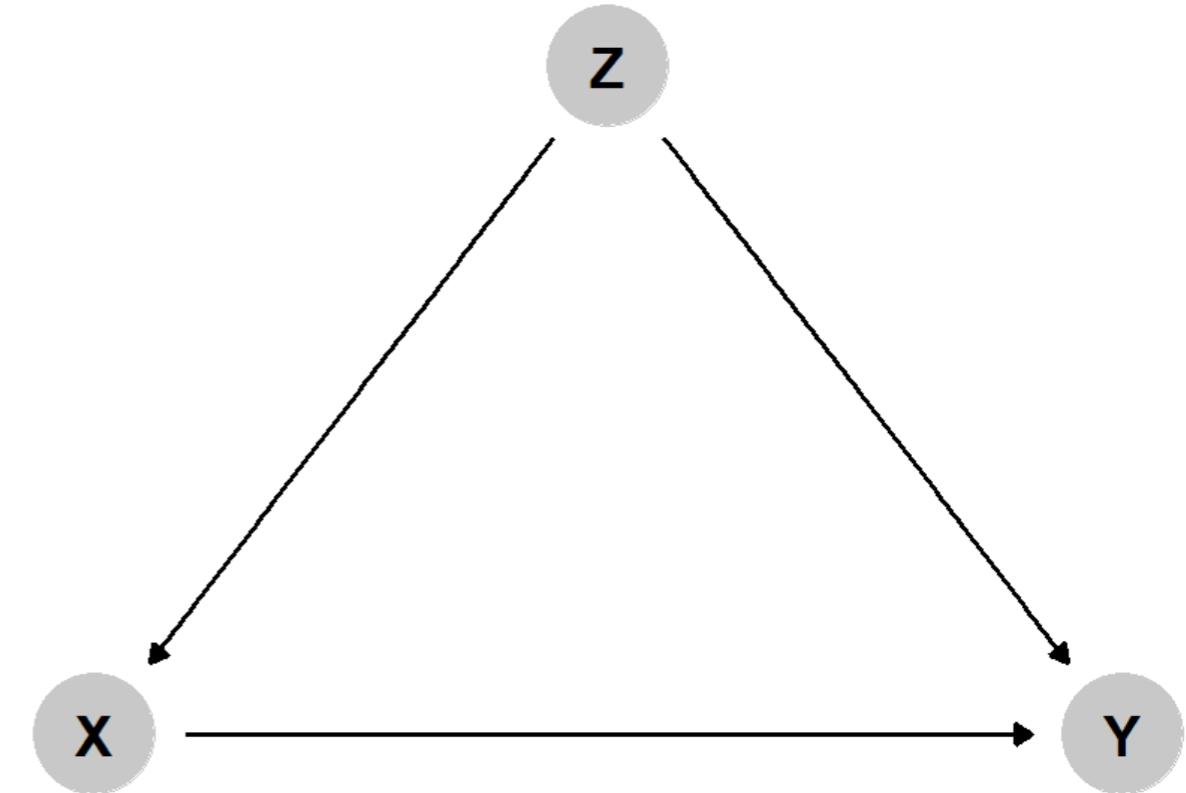
Persona	Y_1	Y_0	Diferencia
Juan	130	?	?
María	120	?	?
Sara	100	?	?
Carlos	?	130	?
Pedro	?	120	?
Media	116.67	125	-8.33

# La revolución causal

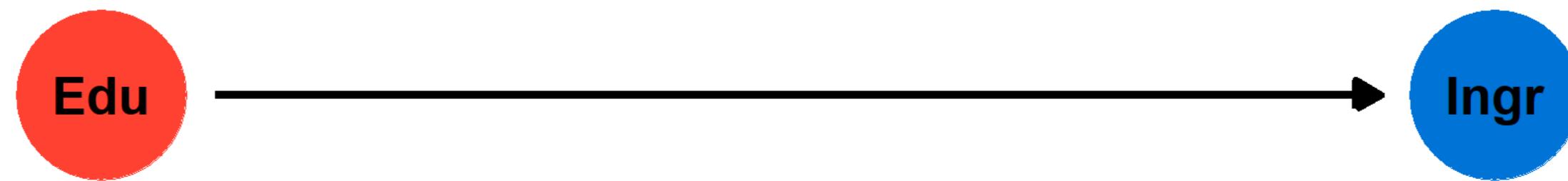


# Diagramas Causales (DAGS)

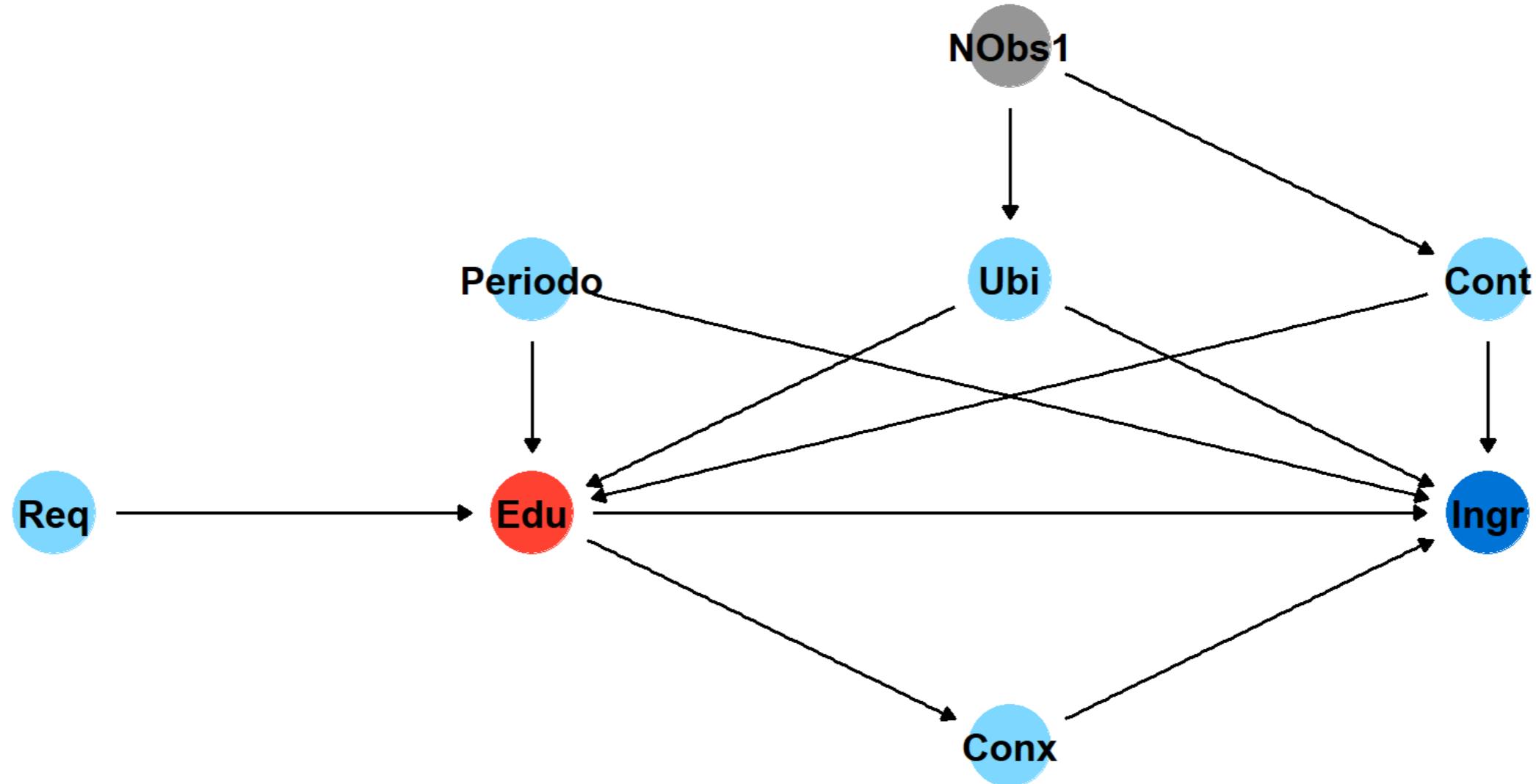
- Modelo gráfico del proceso que genera los datos
- Crea un mapa de su modelo filosófico
- Nos ayuda a pensar qué controlar para aislar e identificar la causalidad



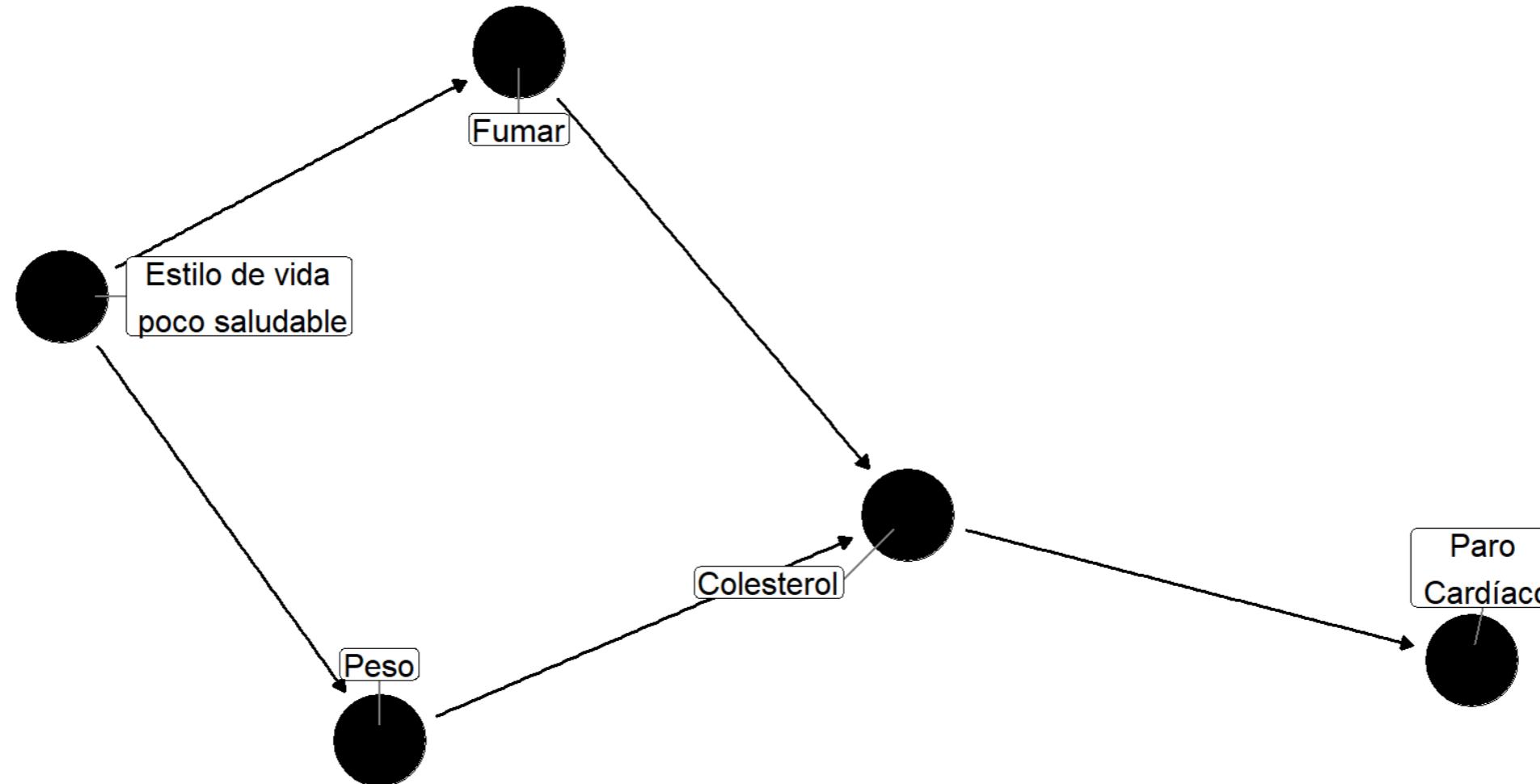
# Directed Acyclic Graphs (DAGs)



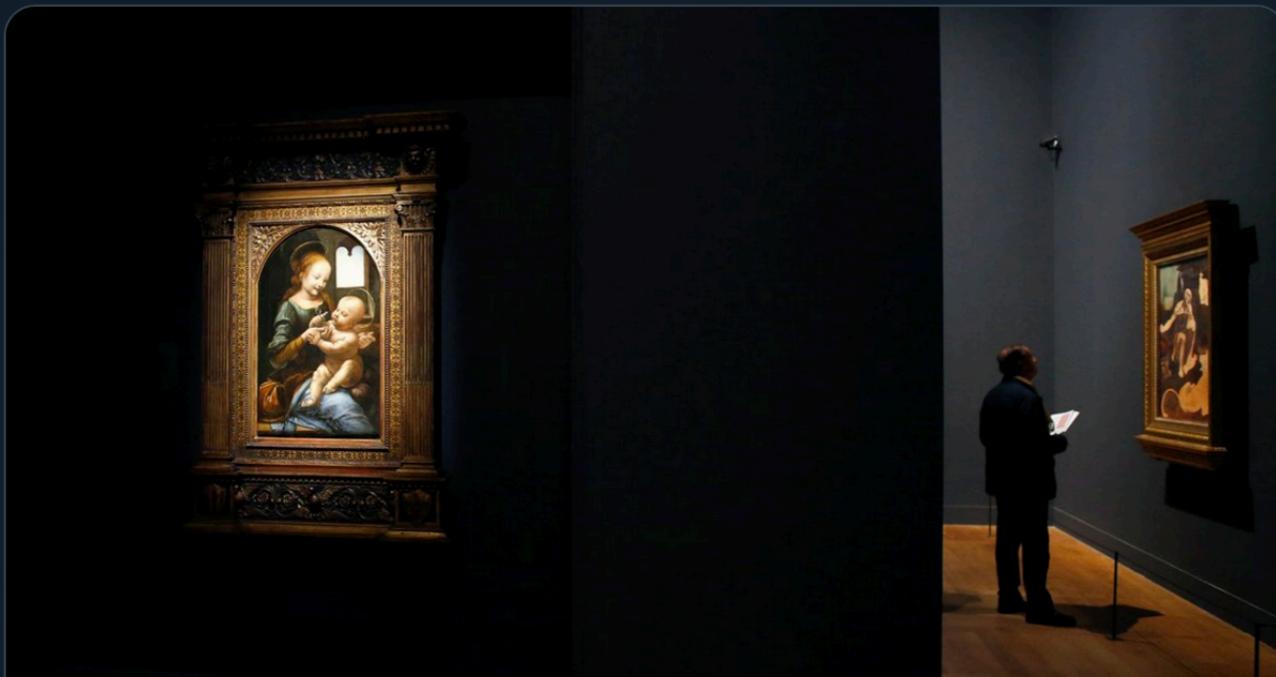
# Directed Acyclic Graphs (DAGs)



# Directed Acyclic Graphs (DAGs)



Want to live longer? Try going to the opera. Researchers in Britain have found that people who reported going to a museum or concert even once a year lived longer than those who didn't.



#### Another Benefit to Going to Museums? You May Live Longer

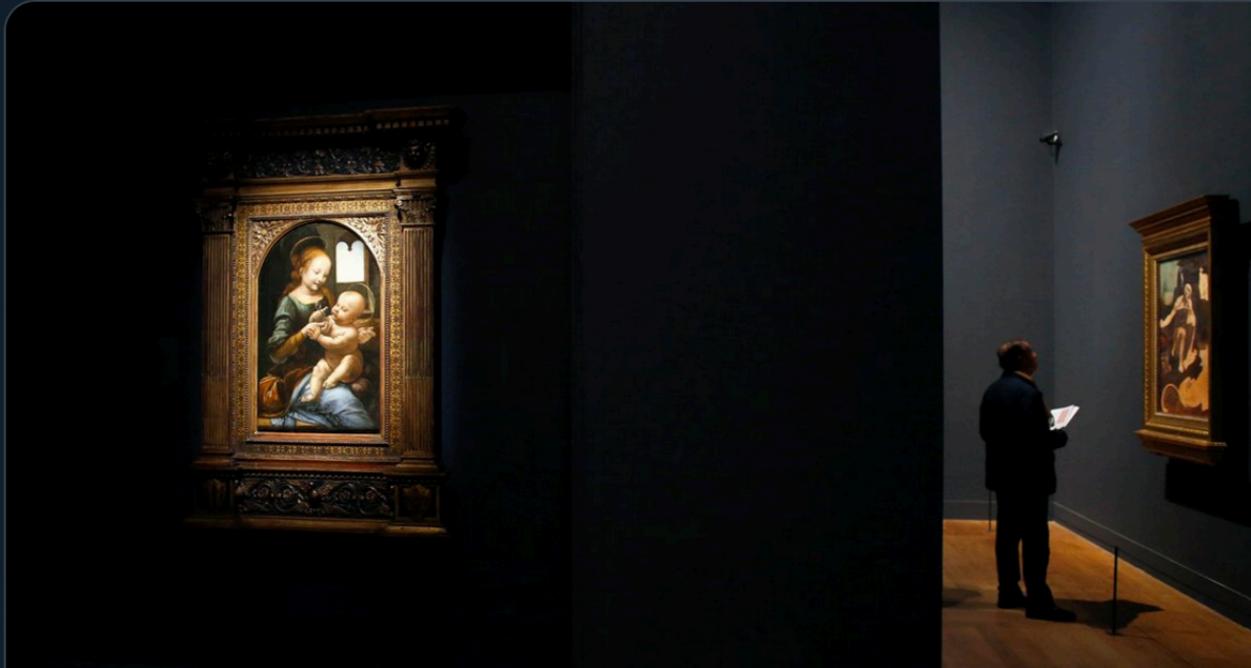
Researchers in Britain found that people who go to museums, the theater and the opera were less likely to die in the study period than those who didn't.

 nytimes.com

9:19 AM · Dec 22, 2019 · SocialFlow

336 Retweets 1.3K Likes

Want to live longer? Try going to the opera. Researchers in Britain have found that people who reported going to a museum or concert even once a year lived longer than those who didn't.



Another Benefit to Going to Museums? You May Live Longer

Researchers in Britain found that people who go to museums, the theater and the opera were less likely to die in the study period than those who didn't.

[nytimes.com](#)

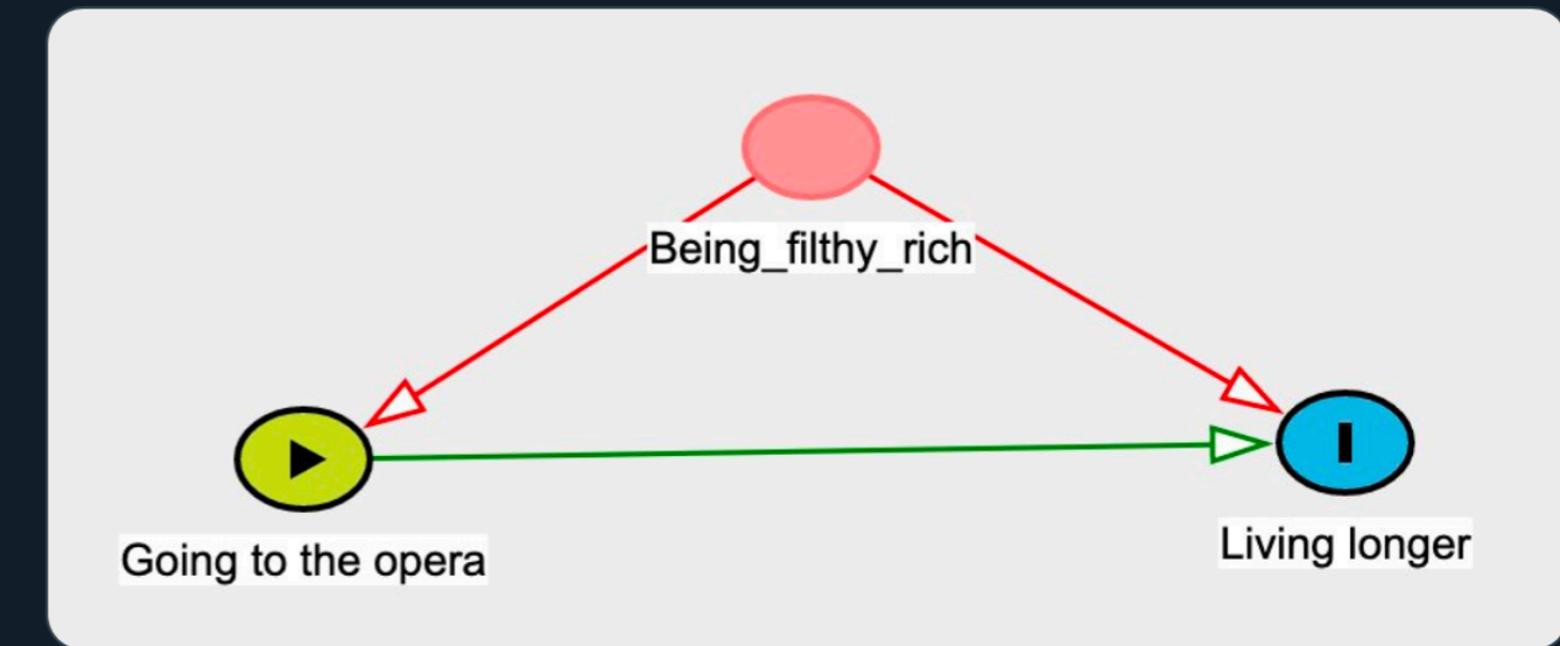
9:19 AM · Dec 22, 2019 · [SocialFlow](#)

336 Retweets 1.3K Likes



@andrewweiss

ooh ooh i can draw the dag for this one!



NYT Health @NYTHealth · Dec 22, 2019

Want to live longer? Try going to the opera. Researchers in Britain have found that people who reported going to a museum or concert even once a year lived longer than those who didn't. [nyti.ms/2Q9AmZV](http://nyti.ms/2Q9AmZV)

2:47 PM · Dec 22, 2019 · [Twitter Web App](#)

[View Tweet activity](#)

# Experimentos

# Experimentos como herramienta

- Los experimentos son una buena alternativa para crear **contrafactuales** ( $(Y_{0i}|D_i = 1)$  y  $(Y_{1i}|D_i = 0)$ ) adecuados.
- También nos permiten buscar datos que no están disponibles sobre el terreno.
- Los experimentos (bien diseñados) proporcionan efectos causales

# ¿Qué es un experimento?

- Un proceso mediante el cual se testea una **hipótesis**.
- Ejemplos de hipótesis que se pueden testear con experimentos:
  - La hidroxicloroquina es un medicamento efectivo contra el coronavirus.
  - Organizar reuniones de brainstorming para innovar en procesos de la empresa, hace sus procesos más eficientes.
  - Pagar por anunciar algún producto en YouTube es beneficioso para las ventas.
  - Un nuevo elemento en la página web hace que las personas sean más propensas a comprar un producto.

# Plantear la hipótesis

- El primero paso es **plantear la hipótesis** que queremos testear.
- Debemos **especificar/definir** la variable que analizaremos para saber si la hipótesis se cumple o no, y que dicha variable es la adecuada.
- En ese sentido, los ejemplos anteriores necesitan todavía un poco de trabajo...

# Determinar variable(s) a medir

“La hidroxicloroquina es un medicamento efectivo contra el nuevo coronavirus”

- Algunas alternativas:
  - Duración de la enfermedad desde que se presentaron síntomas hasta que desaparecen.
  - % que progres a estado grave (hospital).
  - % que necesita oxígeno.

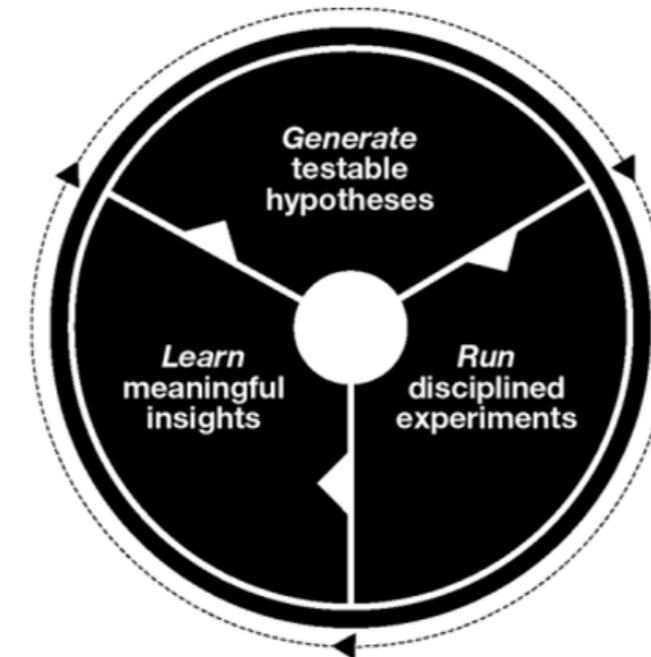
# Determinar variable(s) a medir

“Organizar reuniones semanales de 1 hora de brainstorming para innovar en procesos de la empresa, hace sus procesos más eficientes.

- Algunas alternativas:
  - Duración de ciertos/todos los procesos.
  - Pasos en el proceso.
  - Procesos que utilizan tecnologías de la información.

# Thomke, S. H. (2020). *Experimentation works: The surprising power of business experiments*. Harvard Business Press

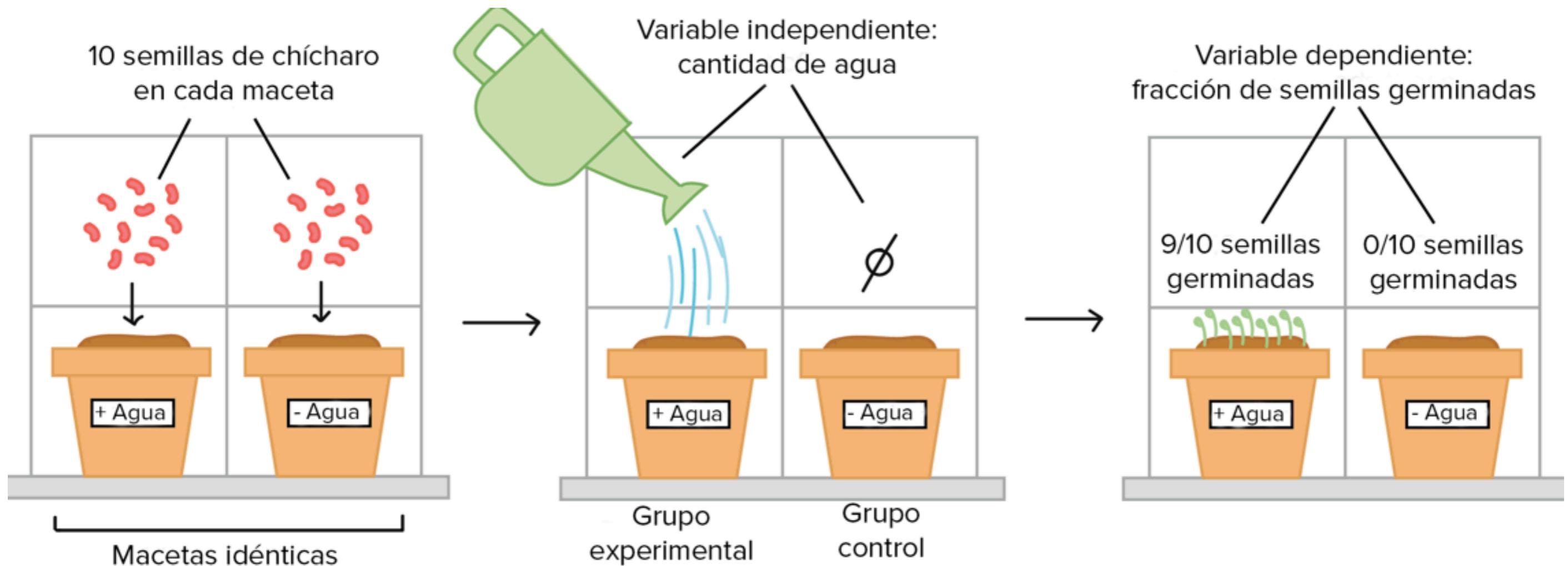
The experimentation wheel



*Generate Testable Hypotheses*

# Control y Tratamiento

- Todo experimento debe tener un **control** y al menos, un **tratamiento**.
- Grupo control es aquel que no se interviene o "no tratado" ( $D_i = 0!$ )
- Grupo(s) tratamiento son los que se intervienen/se les hace algún cambio. ( $D_i = 1!$ )



# Determinar variable(s) a medir

- Al momento de comparar control y tratamiento, eliminamos ("controlamos") cualquier otro factor que pudiese haber influído en nuestra variable de interés y que no se deba a la intervención / cambio.
- Estos otros factores deberían influenciar a grupos control y tratamiento por igual.
- Es decir, el control nos permite determinar si la intervención verdaderamente **CAUSÓ** un cambio/efecto en la variable de interés.

# Asignación a un experimento

- Supongamos que tenemos 1 control y n tratamientos (donde n puede ser 1,2,...)
- Control y tratamientos serían (normalmente) de tamaño  $1/(n+1)$  por las personas a estudiar.

Ejemplo:

- 1000 personas en mi organización que participan en el experimento (ya sea como control, tratamiento 1 o tratamiento 2).
- Entonces  $1/3$  de las 1000 personas (333) entrarían al control,  $1/3$  (333) al tratamiento 1 y  $1/3$  (334) al tratamiento 2.

# Asignación a un experimento

```
1 # Establecer la semilla para poder replicar
2 set.seed(123)
3
4 # Número de personas
5 n <- 1000
6
7 # Creamos unos datos con 1000 personas
8 data <- data.frame(
9   id = 1:n,
10  tipo = sample(c("Profesores", "Estudiantes"), size = n, replace = TRUE, prob = c(0.2, 0.8)))
11 )
12
13 # Veamos cómo quedan distribuidos nuestros datos
14 aggregate(id ~ tipo, data = data, FUN = length)
```

	tipo	id
1	Estudiantes	802
2	Profesores	198

# La Aleatoriedad

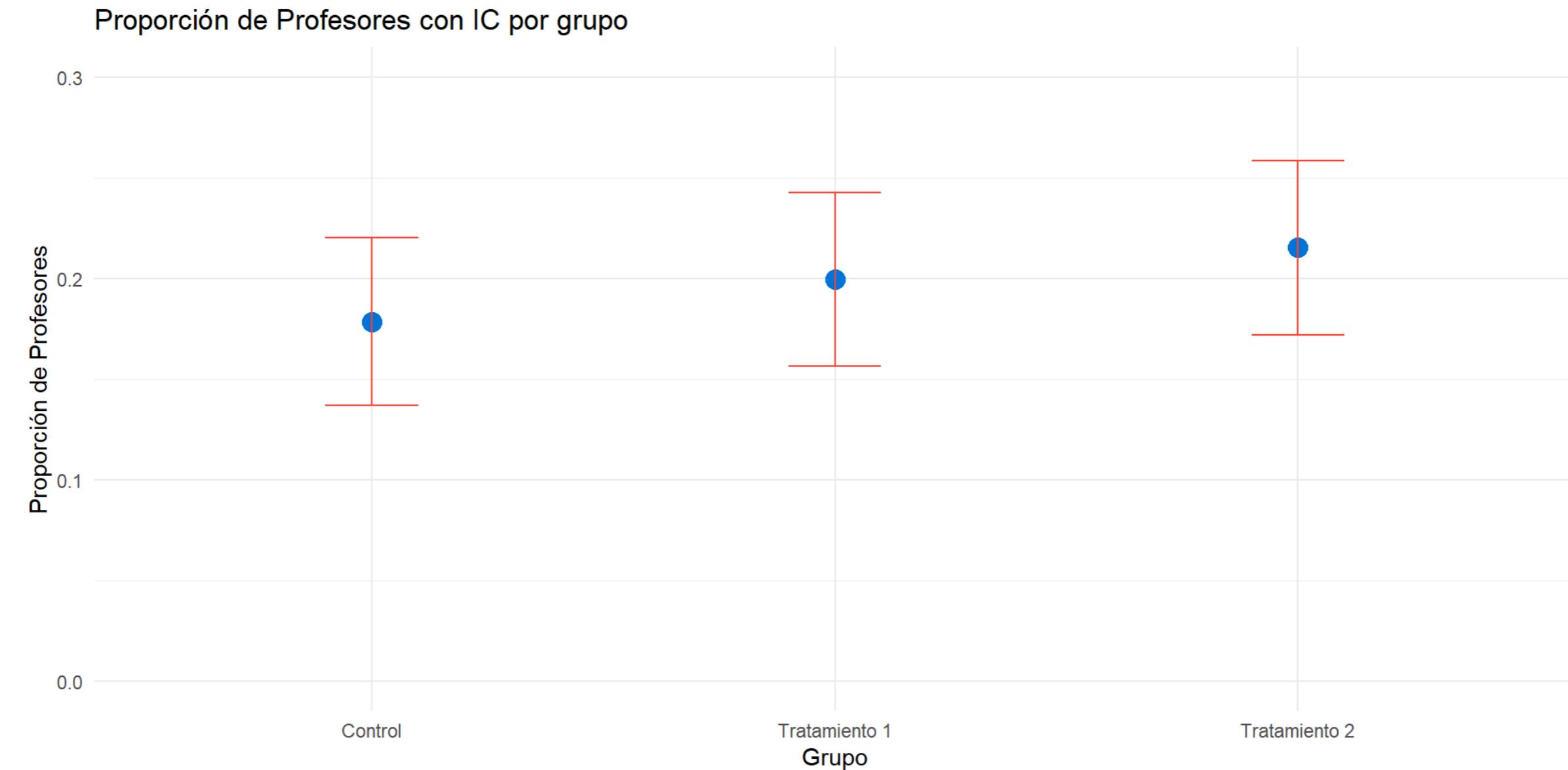
```
1 # Asignemos aleatoriamente a la gente a un grupo (control, tratamiento 1, tratamiento 2)
2 data <- data %>%
3   mutate(
4     grupo = sample(c("Control", "Tratamiento 1", "Tratamiento 2"), size = n, replace = TRUE)
5   )
6
7 # Veamos cómo quedan distribuidos nuestros datos
8 aggregate(id ~ grupo, data = data, FUN = length)
```

	grupo	id
1	Control	325
2	Tratamiento 1	331
3	Tratamiento 2	344

```
1 # Y al interior de cada grupo?
2 aggregate(id ~ grupo+tipo, data = data, FUN = length)
```

	grupo	tipo	id
1	Control	Estudiantes	267
2	Tratamiento 1	Estudiantes	265
3	Tratamiento 2	Estudiantes	270
4	Control	Profesores	58
5	Tratamiento 1	Profesores	66
6	Tratamiento 2	Profesores	74

# La Aleatoriedad



# La Aleatoriedad

- Es fundamental, para asegurarnos que cualquier diferencia entre control y tratamiento (en la variable de interés) se deba a nuestra intervención que la asignación sea aleatoria.
- La asignación *aleatoriedad* balancea las características entre control y tratamiento
- De lo contrario, si observo una diferencia entre ambos grupos, esto se podría deber a...

# ¿Cómo determino que el control es distinto al (a los) tratamiento(s)?

- En otras palabras, ¿cómo determinamos que hay un efecto de mi intervención en la variable de interés?
- Cuando queremos saber si dos grupos son distintos en cuanto a alguna variable, hacemos...

## PRUEBA DE HIPOTESIS DE MEDIAS POBLACIONALES

- Si p-value es menor al límite de riesgo (1%, 5% o 10%), entonces puedo decir que ambos grupos son distintos en cuanto a esa variable.
- Puedo hacer varias comparaciones, si hay mas de 1 tratamiento, pero siempre entre 2 grupos: control vs tratamiento 1, control vs tratamiento

# Algunos puntos importantes

Los experimentos nos permiten establecer **causalidad**.

- Implemento acción, estrategia, intervención y observo que las personas/divisiones/municipios... se comportan de manera distinta a las del control cuando se les aplica la intervención (importancia del control para establecer causalidad).
- Entonces la intervención está causando el cambio en comportamiento. No es una simple correlación.

# Experimentos en Empresas

# ¿Por qué usar experimentos en una empresa?

- La incertidumbre es parte inherente del proceso emprendedor.
- Los emprendedores deben tomar muchas decisiones, a menudo con resultados arriesgados o desconocidos.
- Tienen que elegir a qué clientes servir, qué características incluir en el producto y a través de qué canales vender.
- ¿Cuál marco estratégico es el adecuado?

# Intuición vs Experimentos

HiPPOs at work



# Intuición vs Experimentos

"[El iPhone es] el teléfono más caro del mundo, y no atrae a los clientes empresariales porque no tiene teclado, lo que hace que no sea una buena máquina de correo electrónico."

Steve Ballmer, consejero delegado de Microsoft (2007)

"La gente nos ha dicho una y otra vez que no quiere alquilar su música... no quiere suscripciones."

Steve Jobs, consejero delegado de Apple (2003)

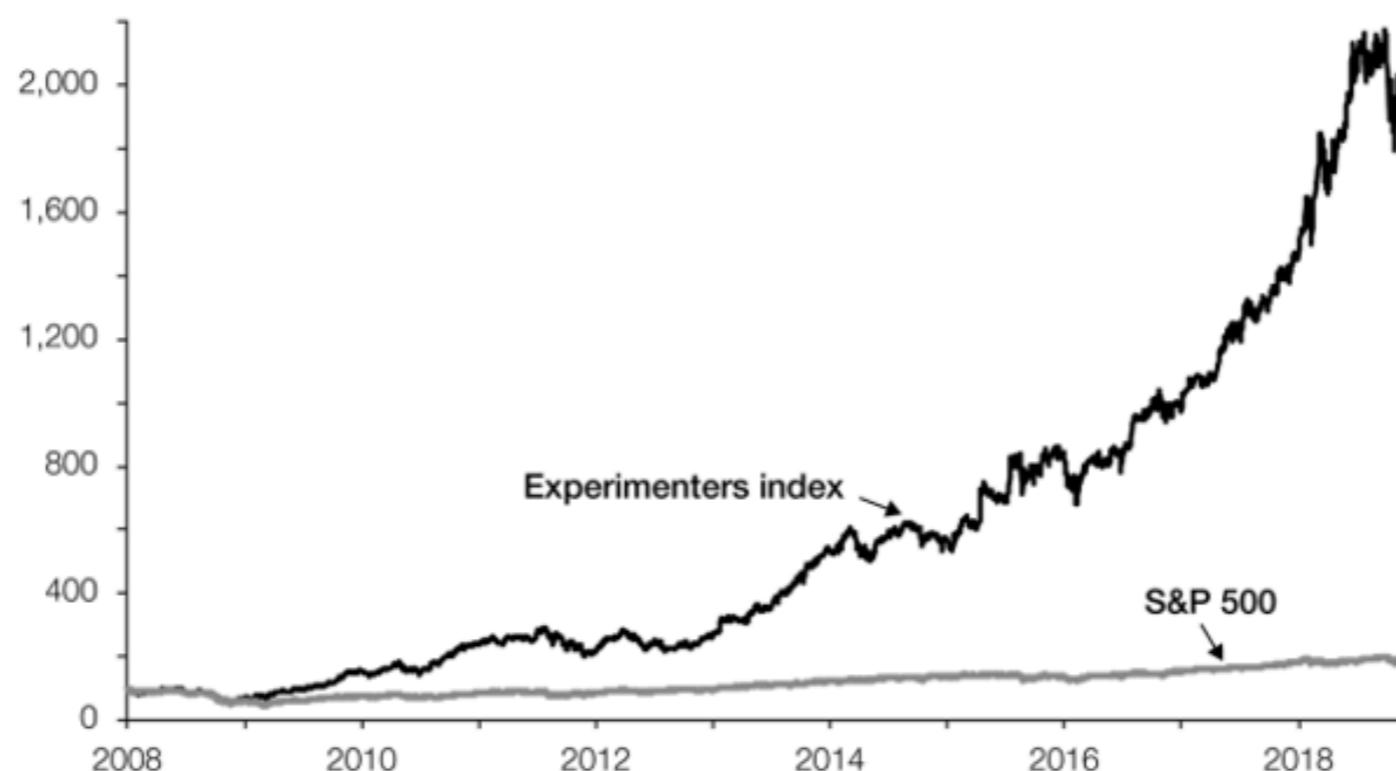
# El reto de la innovación

- La idea es que, al igual que en una fábrica, la variabilidad y la incertidumbre son indeseables y deben eliminarse.
- Aquí radica el **dilema**: por definición, la novedad crea incertidumbre porque no sabemos qué funcionará y qué no. Dicho de otro modo la incertidumbre es necesaria porque crea oportunidades.

# **Los experimentos como herramienta para la innovación**

## Stock performance of leading experimenters (January 2, 2008 = 100)\*

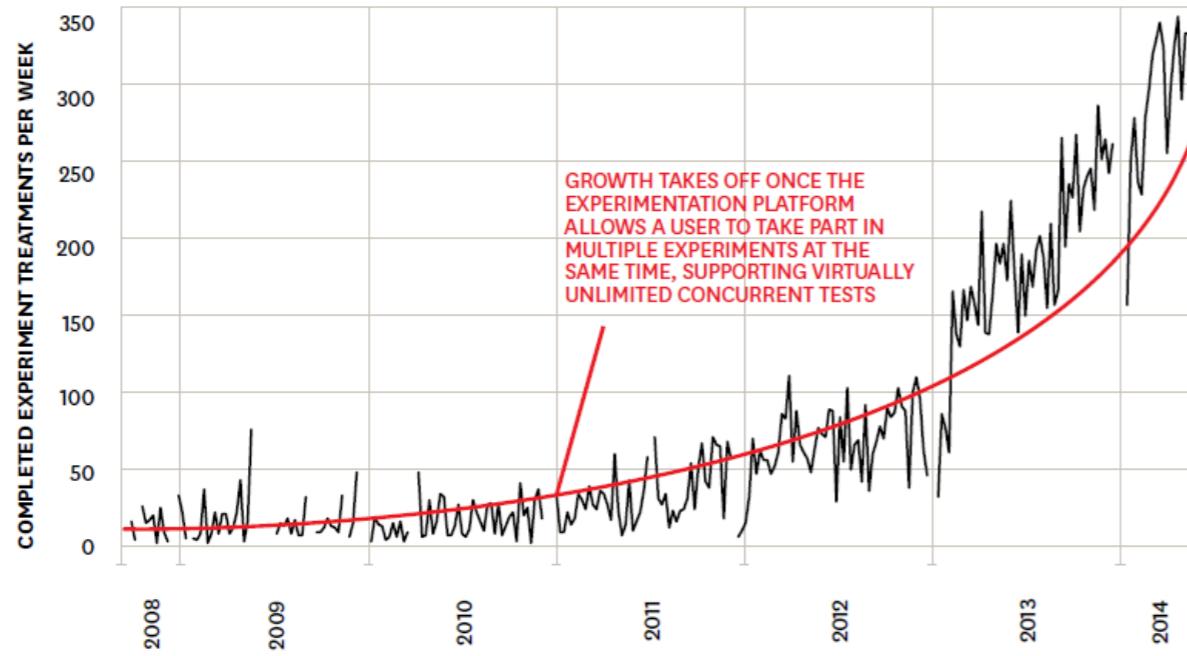
An equally weighted index consisting of Amazon, ETSY, Facebook, Google, Microsoft, Netflix, and Booking Holdings. These companies have spent years building infrastructures and cultures for large-scale experimentation.



Source: Bloomberg 2019.

\*Of course, correlation isn't causation—share prices are the result of many factors, and the sample is limited to public companies. But we should still

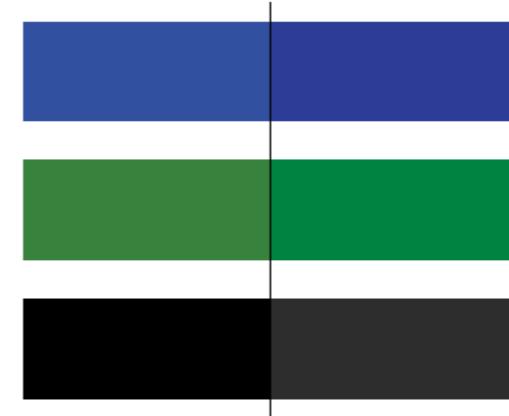
## THE GROWTH OF EXPERIMENTATION AT BING



## SMALL CHANGES WITH A HUGE IMPACT

Bing's experiments showed that slightly darker blues and greens in titles and a slightly lighter black in captions improved the users' experience.

When rolled out to all users, the color changes boosted revenue by more than \$10 million annually.



Control color

Treatment color

# ¿Cómo llevar a cabo un experimento?

1. Desarrollar una hipótesis
2. Diseñar el experimento (A/B por ejemplo)
3. Ejecutar el experimento
4. Analizar los resultados

Un marco de experimentación inclina a los emprendedores hacia el aprendizaje y la adaptación, evitando compromisos prematuros o costosos.

# A/B Testing

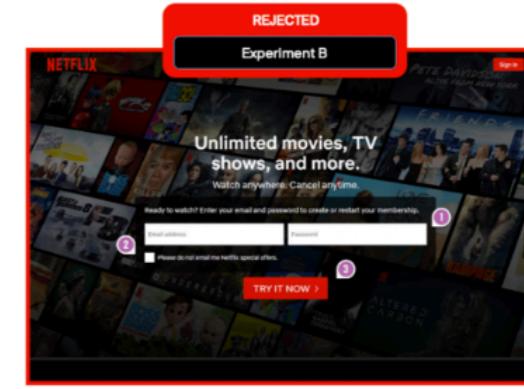
A ✗



B ✓

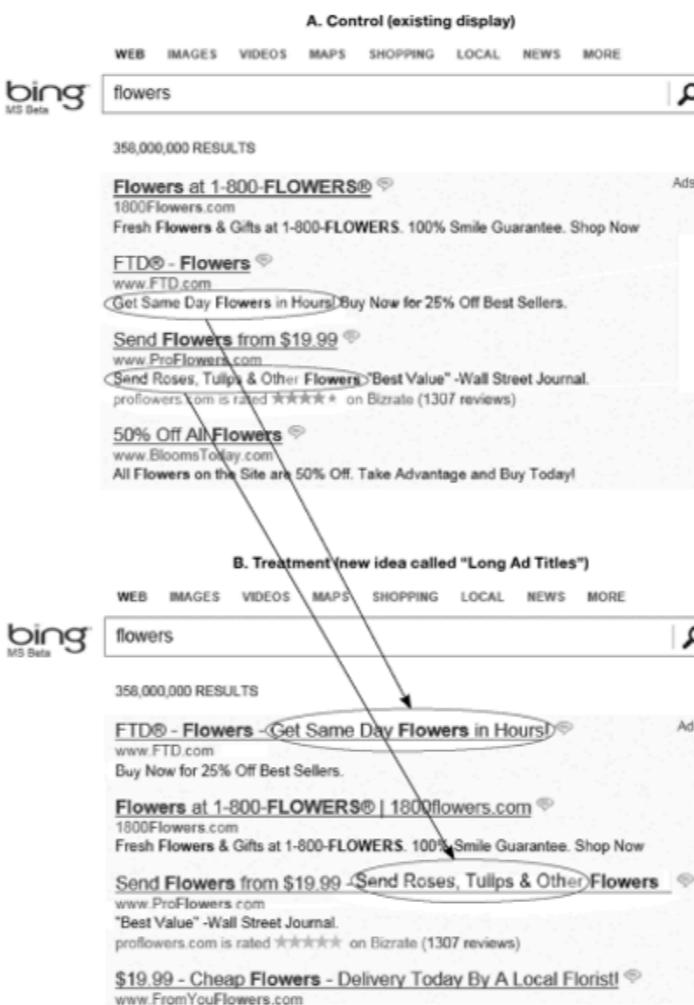


VS.



# A/B Testing

## Longer-headline experiment



*Source: R. Kohavi, D. Tang, Y. Xu, Trustworthy Online Controlled Experiments: A Practical Guide to A/B Testing (Cambridge, UK: Cambridge University Press, in press).*

# A/B Testing

## Testing a walkability assessment

**A. Control**  
(shows current practice)

**B. Treatment**  
(adds walkability assessment)

The figure consists of two side-by-side screenshots of a mobile application interface. Both screenshots show a map of the area around the Swissôtel Amsterdam, with various landmarks labeled. Below the map, there is a photo of the hotel and its rating information.

**Screenshot A (Control):**

- Map showing locations: Stichting NDSM-werf, Westerpark, Anne Frank Huis, EYE Filmmuseum, Rijksmuseum, etc.
- Rating: 9.5 - Exceptional location!
- Review count: Based on 2966 reviews

**Screenshot B (Treatment):**

- Map showing the same locations.
- Rating: 9.5 - Exceptional location!
- Additional text: Guests loved walking around in this neighborhood

Source: S. Thomke and D. Beyersdorfer, "Booking.com," Harvard Business School Case No. 619-015 (Boston: Harvard Business School Publishing, 2018).

# Preguntas para realizar buenos experimentos empresariales

## Hipótesis

¿La hipótesis se basa en observaciones, ideas o datos?

¿Se centra el experimento en una medida de gestión comprobable?

¿Tiene variables medibles y puede demostrarse su falsedad?

¿Qué se espera aprender del experimento?

# Preguntas para realizar buenos experimentos empresariales

## Adhesión

¿Qué cambios concretos se introducirían en función de los resultados?

¿Cómo garantizará la organización que no se ignoren los resultados?

¿Cómo encaja el experimento en el programa general de aprendizaje y las prioridades estratégicas de la organización?

# Preguntas para realizar buenos experimentos empresariales

## Viabilidad

¿Tiene el experimento una predicción comprobable?

¿Cuál es el tamaño de muestra necesario? Nota: El tamaño de la muestra dependerá del efecto esperado (por ejemplo, un aumento del 5% en las ventas).

¿Puede la organización llevar a cabo el experimento en los lugares de prueba durante el tiempo necesario?

