



Recuperación de Información Multimedia

Evaluación de Efectividad (Anexo: Ciencia, Papers)

CC5213 – Recuperación de Información Multimedia

Departamento de Ciencias de la Computación

Universidad de Chile

Juan Manuel Barrios – <https://juan.cl/mir/> – 2020



Efectividad

- Efectividad (“effectiveness” o eficacia) se refiere a la calidad de la respuesta de un sistema
- Evaluación de la efectividad
 - Cuantificar el grado en que un sistema logra el objetivo deseado
- Dos tipos de sistemas a evaluar:
 - Sistemas de Detección:
 - Dada una consulta, el sistema determina una respuesta (Verdadero/Falso, A/B/C, etc.) para cada objeto del dataset junto con un valor de confianza (score)
 - Sistemas de Recuperación:
 - Dada una consulta, el sistema ordena los objetos del dataset del más al menos relevante



Colecciones de referencia

- Colección de referencia (Corpus o Dataset):
 - Conjunto de documentos usados para probar y evaluar algoritmos
 - Usualmente incluye:
 - Conjunto de datos
 - Conjunto de consultas (query set)
 - Respuestas esperadas para cada consulta (Ground-Truth)
- Medida de efectividad
 - Valor que determina el parecido entre la respuesta entregada por un sistema y la respuesta esperada (definida por el ground-truth)



Evaluación de Sistemas de Detección

Matriz de Confusión

		Respuesta del Sistema	
		Dijo Verdadero	Dijo Falso
Realidad	Es Verdadero	<i>Positivo correcto (TP)</i>	<i>Falso negativo (FN)</i> Error Tipo II
	Es Falso	<i>Falso positivo (FP)</i> Error Tipo I	<i>Negativo correcto (TN)</i>



Sumando Valores de la Matriz

- Total de respuestas correctas del sistema: $TP + TN$
- Total de respuestas incorrectas del sistema: $FP + FN$
- Cantidad de positivos dados por el sistema: $TP + FP$
- Cantidad de positivos en el ground-truth: $TP + FN$
- Cantidad de respuestas correctas:

$$\text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$



Métricas de Efectividad

- Precision y Recall:

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \qquad \text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- Media armónica entre precision y recall:

$$F_1 = \left(\frac{\text{precision}^{-1} + \text{recall}^{-1}}{2} \right)^{-1} = \frac{2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

- Correlación entre respuesta y realidad:

$$\text{MCC} = \frac{TP \cdot TN - FP \cdot FN}{\sqrt{(TP + FP) \cdot (FN + TN) \cdot (FP + TN) \cdot (TP + FN)}}$$



Medidas Normalizadas

- True Positive Rate o Sensitivity o Recall:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

- True Negative Rate o Specificity:

$$TNR = \frac{TN}{FP + TN}$$

- False Positive Rate:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} = 1 - TNR$$

- False Negative Rate:

$$FNR = \frac{FN}{TP + FN} = 1 - TPR$$



Medidas Normalizadas

- Otros nombres usados para las medidas normalizadas:
 - CAR (Correct Acceptance Rate) (TPR)
 - CRR (Correct Rejection Rate) (TNR)
 - FAR (False Acceptance Rate) (FPR)
 - FRR (False Rejection Rate) (FNR)

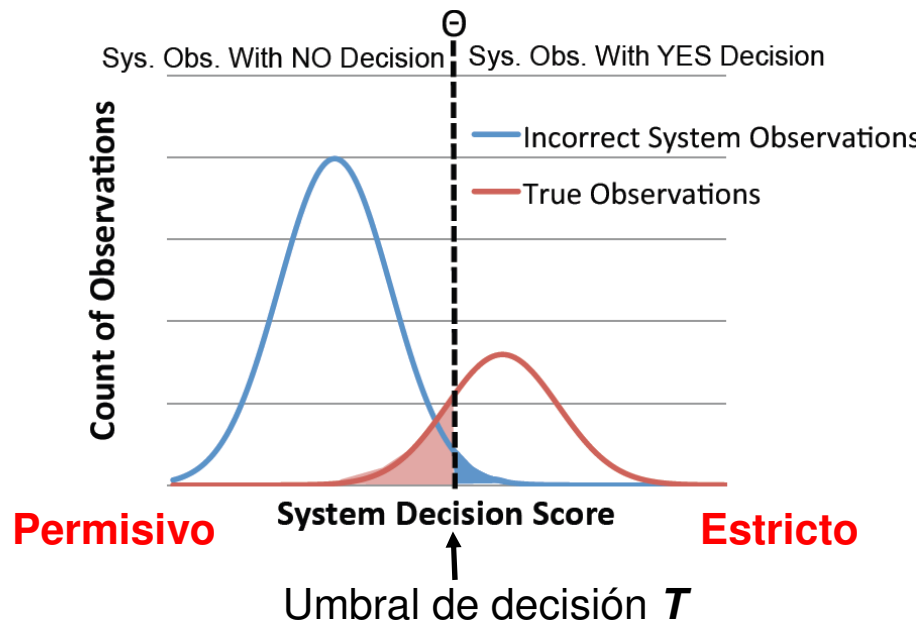


Ajuste de la Efectividad

- Junto con cada respuesta se tiene un valor de confianza o score
- El score se compara con un umbral de decisión T
 - Si $\text{score} \geq T \rightarrow$ responder Verdadero
 - Si $\text{score} < T \rightarrow$ responder Falso
- Si **T es bajo**, el sistema es **permisivo**
 - Buen recall, mal precision
- Si **T es alto**, el sistema es **estricto**
 - Buen precision, mal recall
- La elección de T depende del costo asociado a errores FP y FN

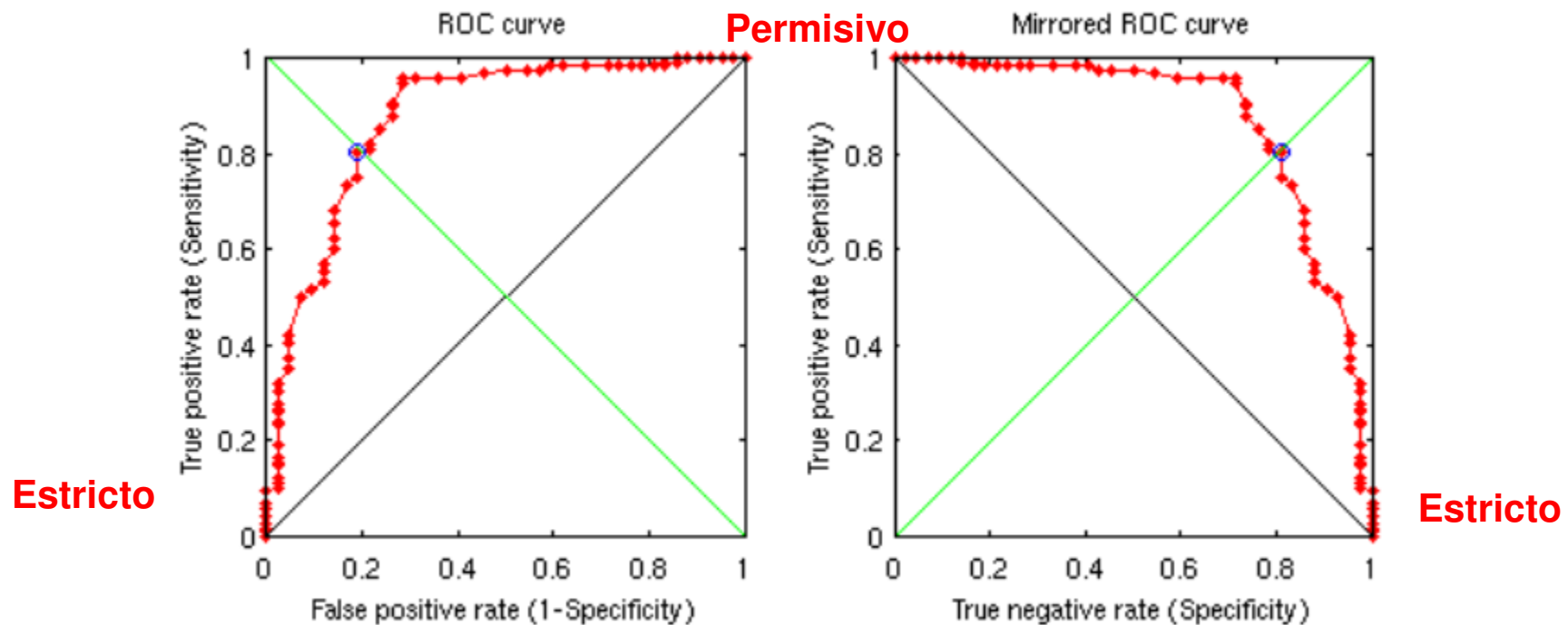
Curvas de Comportamiento

- Variando el umbral T se puede graficar el comportamiento del detector
 - Se obtienen curvas de comportamiento del sistema donde cada punto es un posible punto de operación



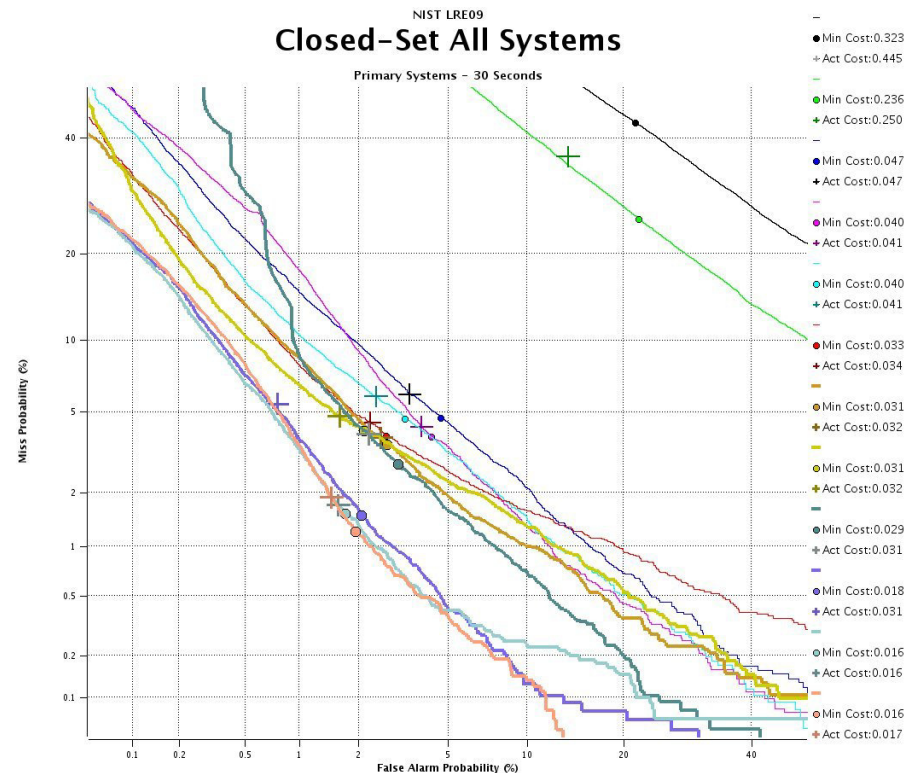
Curvas de Comportamiento

- Curva ROC (Receiver Operating Characteristic):
 - TPR vs FPR o sensitivity vs (1 – specificity)

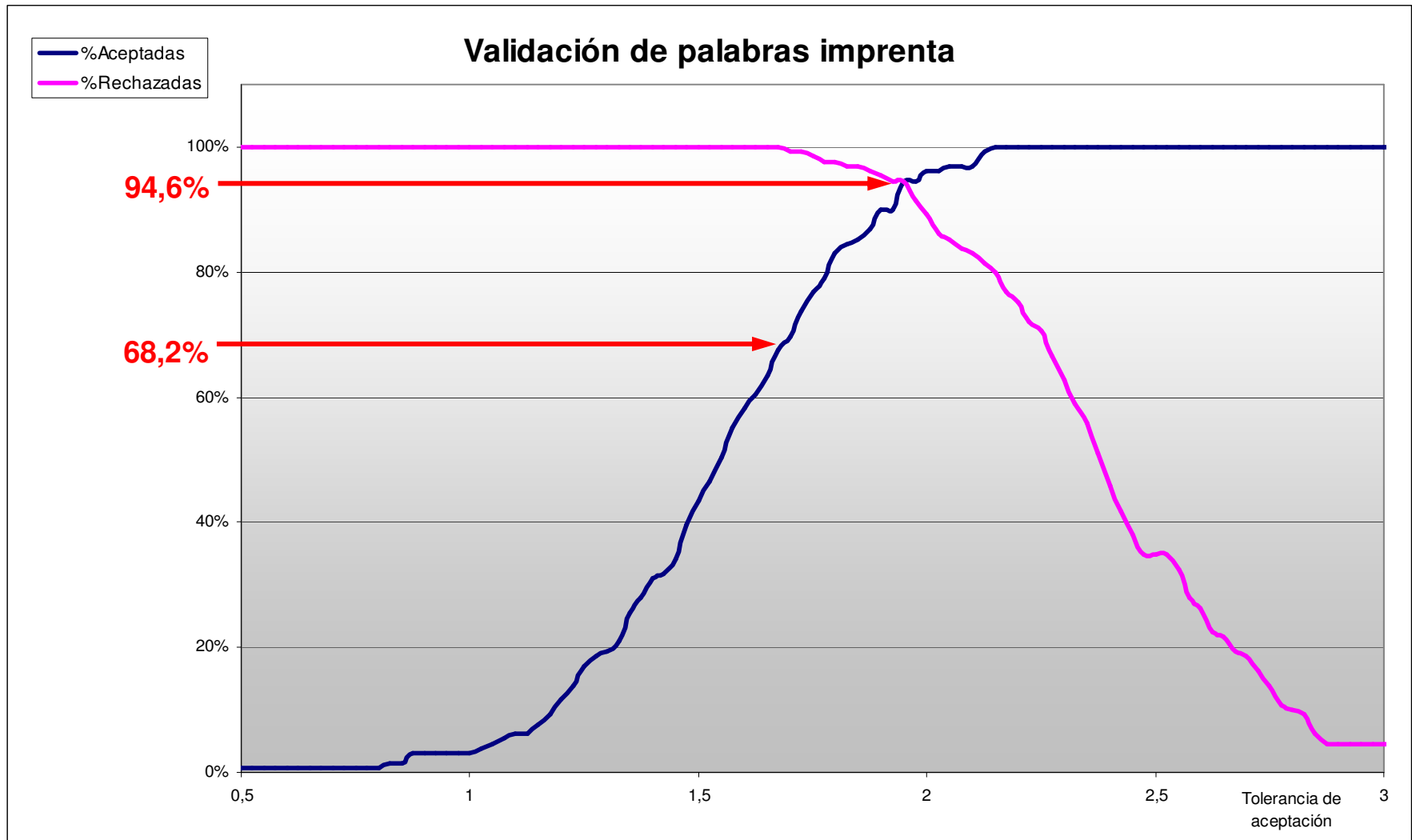


Curvas de Comportamiento

- Detection error tradeoff (DET)
 - FNR vs FPR en un gráfico Log-Log



Curvas de Comportamiento



Ejemplo Ajuste de Efectividad

- Se tiene un detector con estos resultados:

	Dijo V	Dijo F	
Es V	900	100	1.000
Es F	2.000	7.000	9.000
	2.900	7.100	10.000

Recall = 90%
Precision = 31%
F₁ score = 0.462
Accuracy = 79%
MCC = 0.448

- Con un umbral de decisión más estricto:

	Dijo V	Dijo F	
Es V	300	700	1.000
Es F	20	8.980	9.000
	320	9.580	10.000

Recall = 30%
Precision = 94%
F₁ score = 0.455
Accuracy = 93%
MCC = 0.508

Variando el umbral de decisión es posible ajustar FP vs FN



Matriz de Confusión N clases

		Respuesta del Sistema				
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	...	Clase N
Realidad	Clase 1					
	Clase 2					
	Clase 3					
	...					
	Clase N					

En la diagonal se muestran los datos correctamente clasificados



Evaluación de Sistemas de Recuperación

Sistema de Recuperación

- Para una consulta se obtiene una lista de documentos ordenados del más al menos relevante (“ranking”)
 - Ejemplos: Buscar documentos en Internet, Buscar fotos parecidas, Buscar apariciones de un objeto

Consulta



Respuestas correctas
(ground-truth)

Im126	Im938	Im837	Im012
--------------	--------------	--------------	--------------

Respuestas
obtenidas

Im292	Im126	Im343	Im510	Im012	Im282	Im133	Im938
--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------

Rank

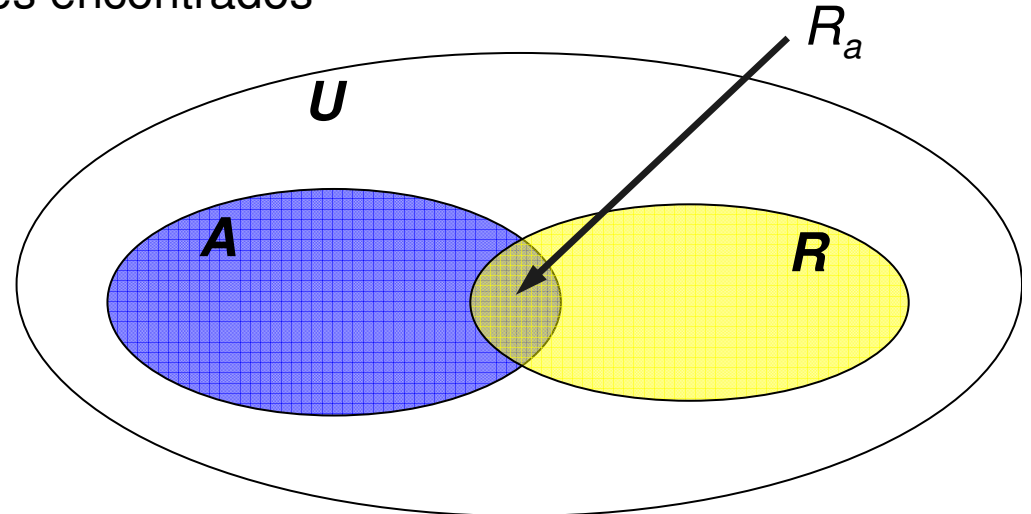
1 2 3 4 5 6 7 8

Evaluación de la Efectividad

- **Precision:** La proporción de documentos relevantes con respecto al total de documentos retornados por el sistema
- **Recall:** La proporción de documentos relevantes con respecto al total de documentos que debió haber encontrado el sistema
- Gráficamente:
 - U es el total de documentos existentes
 - A es el conjunto de documentos encontrados (respuestas)
 - R es el conjunto de documentos relevantes (correctos)
 - R_a es el conjunto de relevantes encontrados

$$\text{precision} = \frac{|R_a|}{|A|}$$

$$\text{recall} = \frac{|R_a|}{|R|}$$





- Respuestas correctas
(ground-truth)

Rank	1	2	3	4	5	6	7	8	∞
Respuesta del Sistema	Im292	Im126	Im343	Im510	Im012	Im282	Im133	Im938	Im837
	✗	✓	✗	✗	✓	✗	✗	✓	not-found
Recall	1/4=0.25		2/4=0.5			3/4=0.75		4/4=1	
Precision	1/2=0.5		2/5=0.4			3/8=0.38		4/ ∞ =0	

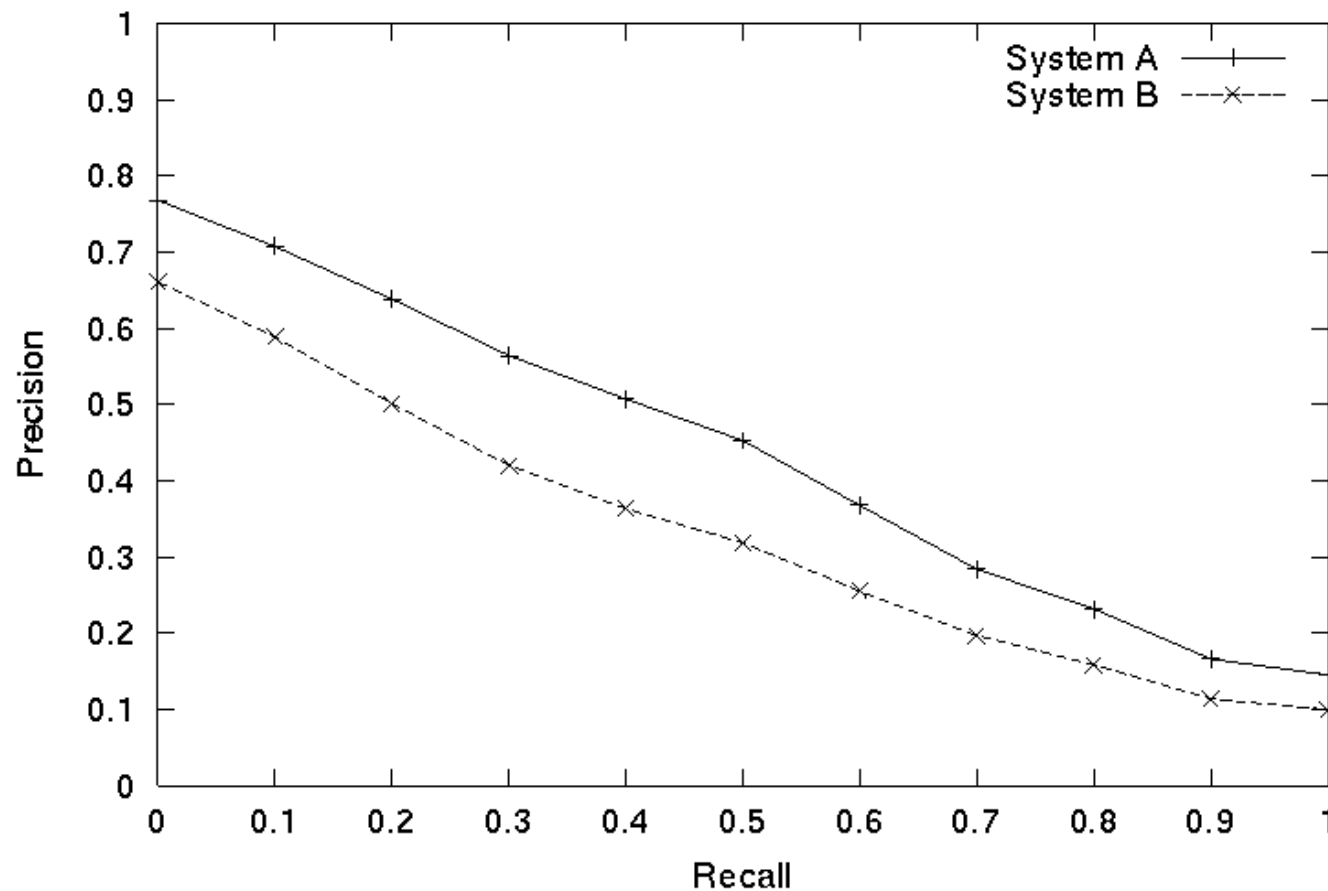


Precisión Interpolada

- Calcular cada valor de recall y su precision asociado
 - En el ejemplo: $P(0.25)=0.5$, $P(0.5)=0.4$, $P(0.75)=0.38$, $P(1)=0$
- Precisión Interpolada:
 - Máxima precisión desde cierto punto de recall en adelante:
$$PI(r) = \text{Max}_{j \geq r} \{P(j)\}$$
 - PI es una función decreciente
 - Se calcula para 11 puntos de recall: $\{0, 0.1, 0.2, \dots, 0.9, 1\}$
 - En el ejemplo: $PI(0)=PI(0.1)=PI(0.2)=0.5$, $PI(0.3)=PI(0.4)=PI(0.5)=0.4$, etc.
- Se promedian las precisiones interpoladas para todas las consultas en los 11 puntos de recall y se construye un gráfico **recall vs precision**



Gráfico recall vs precision



Sistema A es más efectivo que el Sistema B



Medidas de un solo valor

■ Average Precision (AP)

- Para una consulta: promedio de precision en las posiciones donde se encontró un documento relevante
 - Si un documento relevante no está en la lista de respuestas, entonces tiene precision 0
 - En el ej.: $AP = (0.5 + 0.4 + 0.38 + 0) / 4 = 0.32$
- Notar que NO ES el promedio de precision en todas las posiciones, si no que solo considera las posiciones donde cambia el recall
- Para un sistema: promedio el AP de todas las consultas es el **Mean Average Precision (MAP)**



Medidas de un solo valor

■ Precision at Rank ($P@r$)

- Para una consulta: $c(r)/r$

- r es una posición (ej. 1, 5, 20, 100)

- $c(r)$ es el número de documentos relevantes encontrados entre las posiciones 1 y r

- Para un sistema: promediar $P@r$ de todas las consultas

■ Recall at Rank ($R@r$)

- Para una consulta: $c(r)/t$

- t es el número total de documentos relevantes para la consulta

- Para un sistema: promediar $R@r$ de todas las consultas



Medidas de un solo valor

■ R-precision

- Precisión en la posición igual a la cantidad de respuestas correctas, es decir, cuando $|A|=|R|$.
- Para un sistema: promediar R-precision de todas las consultas

■ Reciprocal Rank

- Precision al obtener la primera respuesta correcta: $1/r$
 - r es el menor rank de las respuestas correctas
- Se puede restringir considerando sólo las primeras S respuestas, i.e.: $1/r$ si $r \leq S$ o 0 si no
- Para un sistema: promediar Reciprocal Rank de todas las consultas es el **Mean Reciprocal Rank (MRR)**



Medidas de un solo valor

■ F-measure (F_1 score) y E-measure

- Combinar precision y recall en un único valor usando la media armónica

$$F(j) = \frac{2}{\frac{1}{r(j)} + \frac{1}{P(j)}}$$

$r(j)$: recall j^{th} objeto
en el ranking

$$E(j) = 1 - \frac{1+b^2}{\frac{b^2}{r(j)} + \frac{1}{P(j)}}$$

$P(j)$: precision j^{th} objeto
en el ranking

b : parámetro del usuario

Ejercicio

- Calcular para cada sistema:
 - MAP
 - MRR
 - Recall@5
 - R-Precision

Sistema 1:

	Q_1	Q_2	Q_3
1	Im38	Im12	Im36
2	Im94	Im56	Im30
3	Im09	Im49	Im35
4	Im73	Im55	Im93
5	Im74	Im34	Im53
6	Im48	Im03	Im63

Ground-Truth:

Q_1	Im38	Im09	Im49
Q_2	Im56	Im34	
Q_3	Im36	Im53	

Sistema 2:

	Q_1	Q_2	Q_3
1	Im49	Im56	Im09
2	Im91	Im50	Im36
3	Im35	Im96	Im63
4	Im09	Im33	Im18
5	Im62	Im34	Im60
6	Im38	Im40	Im28

Ejercicio MAP

Sistema 1:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✗	✓
2	✗	✓	✗
3	✓	✗	✗
4	✗	✗	✗
5	✗	✓	✓
6	✗	✗	✗

$$AP_1 = (1+2/3+0)/3 = 0.56$$

$$AP_2 = (1/2+2/5)/2 = 0.45$$

$$AP_3 = (1+2/5)/2 = 0.70$$

$$\text{MAP} = 0.57$$

Sistema 2:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✓	✗
2	✗	✗	✓
3	✗	✗	✗
4	✓	✗	✗
5	✗	✓	✗
6	✓	✗	✗

$$AP_1 = (1+2/4+3/6)/3 = 0.67$$

$$AP_2 = (1+2/5)/2 = 0.70$$

$$AP_3 = (1/2+0)/2 = 0.25$$

$$\text{MAP} = 0.54$$

AP=Promediar precisión al encontrar cada relevante

MAP=Promediar AP de cada query

Ejercicio MRR

Sistema 1:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✗	✓
2		✓	
3			
4			
5			
6			

$$\text{MRR} = (1 + 1/2 + 1)/3$$

$$\text{MRR} = 0.83$$

Sistema 2:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✓	✗
2			✓
3			
4			
5			
6			

$$\text{MRR} = (1 + 1 + 1/2)/3$$

$$\text{MRR} = 0.83$$

MRR = Promediar precisión de la posición del primer relevante encontrado

Ejercicio Recall@5

Sistema 1:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✗	✓
2	✗	✓	✗
3	✓	✗	✗
4	✗	✗	✗
5	✗	✓	✓
6			

$$\text{Recall@5} = (2/3 + 2/2 + 2/2) / 3$$

$$\text{Recall@5} = 0.89$$

Sistema 2:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✓	✗
2	✗	✗	✓
3	✗	✗	✗
4	✓	✗	✗
5	✗	✓	✗
6			

$$\text{Recall@5} = (2/3 + 2/2 + 1/2) / 3$$

$$\text{Recall@5} = 0.72$$

Recall@k = Promediar recall de la posición k

Ejercicio R-Precision

Sistema 1:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✗	✓
2	✗	✓	✗
3	✓		
4			
5			
6			

$$\text{R-Precision} = (2/3 + 1/2 + 1/2)/3$$

$$\text{R-Precision} = 0.56$$

Sistema 2:

	Q ₁	Q ₂	Q ₃
1	✓	✓	✗
2	✗	✗	✓
3	✗		
4			
5			
6			

$$\text{R-Precision} = (1/3 + 1/2 + 1/2)/3$$

$$\text{R-Precision} = 0.44$$

R-Precision = Promediar precisión de la posición igual a la cantidad de relevantes de la query



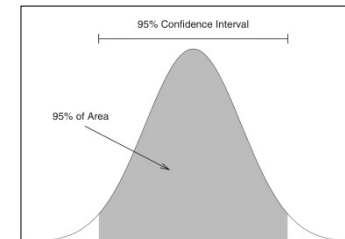
Resumen

- MAP considera la posición de todas las respuestas correctas de cada consulta
 - Si $MAP=1$ las n correctas están siempre en las primeras n posiciones
- $P@r$ y $R@r$ evalúan solo las primeras r posiciones
 - Si $AverageP@5=1$ significa que las primeras 5 respuestas contienen siempre respuestas correctas
 - $R@r$ no funciona bien con r pequeños. R-Precision es como $R@r$ donde r se ajusta a las cantidad de correctas de cada consulta
- MRR considera la posición de una única respuesta correcta
 - Si $MRR=1$ la primera correcta está siempre en la primera posición
- F_1 combina dos valores usando media armónica
 - Evita que un valor muy bueno esconda uno malo

Significancia

- ¿Cómo saber si la diferencia de MAP es **suficientemente grande** para poder decir que un sistema es mejor que el otro?
- MAP busca predecir el resultado que un sistema logrará en general para cualquier consulta genérica, a través de n observaciones (el AP de las n consultas del ground-truth)
- Los intervalos de confianza determinan un rango donde se encuentra un valor real, calculado como el promedio de las observaciones
 - Brevemente, el intervalo depende del número de observaciones, su varianza y riesgo α (o P-value) típicamente 5%:

$$P\left(\mu - 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu_{\text{real}} \leq \mu + 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 0.95$$





Correlación de Rankings

Correlación de Rankings

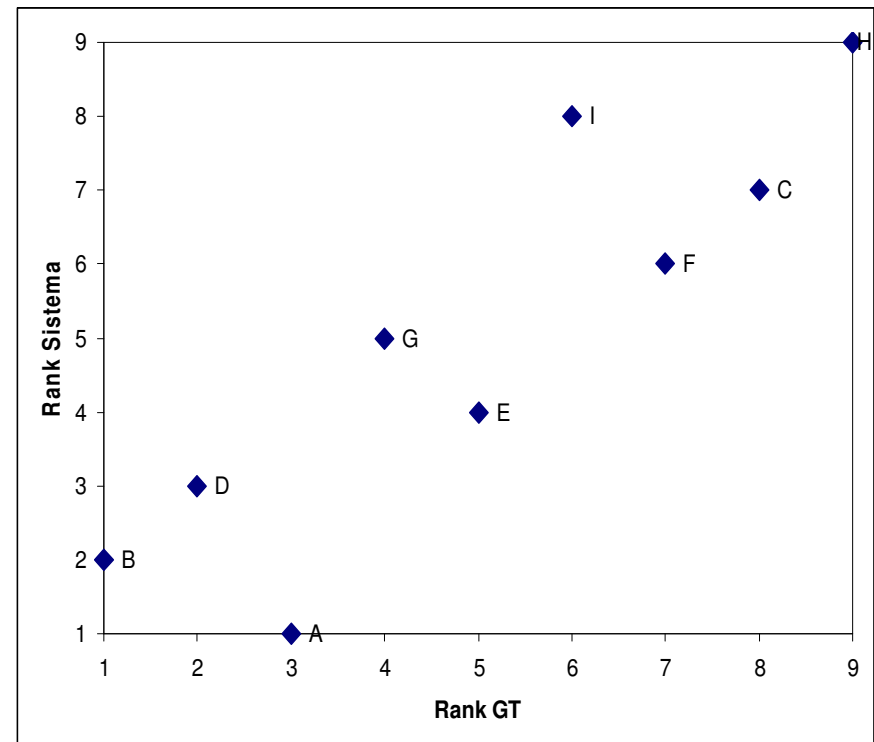
- El Ground-Truth es un ordenamiento ideal de documentos
- Se desea medir el parecido (correlación) entre la respuesta del sistema y la respuesta ideal
 - Valor entre -1 y 1: 1=idénticos, 0=sin relación, -1=inversos
- Se desea comparar permutaciones, es decir, listas de largo n con valores entre 1 y n , cada valor aparece una única vez
 - Si faltan documentos, se agregan al final en el mismo orden

<i>Rank</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>
GT (ideal)	B	D	A	G	E	I	F	C	H
Sistema	A	B	D	E	G	F	C	I	H

Coeficiente de Spearman

- Para cada documento calcular la diferencia de rank entre ambas listas

	Rank GT	Rank Sistema	Diff	Diff ²
A	3	1	2	4
B	1	2	-1	1
C	8	7	1	1
D	2	3	-1	1
E	5	4	1	1
F	7	6	1	1
G	4	5	-1	1
H	9	9	0	0
I	6	8	-2	4
S=Suma Diff ²				14





Coeficiente de Spearman

- Calcular las diferencias de rank entre la respuesta y el ideal y calcular la suma de cuadrados (S):

$$S = \sum \text{Diff}^2$$

- El Coeficiente de Spearman se obtiene al escalar el valor S al rango -1 a 1
 - Para listas de largo n el valor máximo que puede obtener S es:

$$M = n(n^2 - 1)/3$$

- Coeficiente Spearman $= 1 - \frac{2S}{M} = 1 - \frac{6 \sum \text{Diff}^2}{n(n^2 - 1)}$

- En el ejemplo:
 - Spearman(GT, Sistema) = 0.883



Coeficiente de Kendall Tau

- Comparar dos listas por medio de comparar la posición relativa entre todos los pares de documentos
- Para cada par de documentos (d_i, d_j) :
 - Si en ambas listas d_i esta antes que d_j o en ambas listas d_j esta después que d_i entonces ambas listas son concordantes para el par (d_i, d_j)
 - En cambio si en una lista d_i esta antes que d_j pero en la otra lista d_j esta después que d_i las listas son discordantes para ese par
 - Es decir, el par (d_i, d_j) es concordante si:
$$\text{rank}_A(d_i) > \text{rank}_A(d_j) \text{ y } \text{rank}_B(d_i) > \text{rank}_B(d_j)$$
o
$$\text{rank}_A(d_i) < \text{rank}_A(d_j) \text{ y } \text{rank}_B(d_i) < \text{rank}_B(d_j)$$



Coeficiente de Kendall Tau

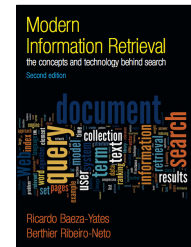
- Para todos los pares de documentos contar cuantos son concordantes y cuantos son discordantes entre ambas listas
- Para n documentos, total pares $M_n = n(n-1)/2$
- Coeficiente de Kendall Tau es:

$$\tau = (\text{\#pares_concordantes} - \text{\#pares_discordantes}) / M_n$$

```
tau = 0
for (i = 2 to n)
  for (j = 1 to i-1)
    tau += signo(rank_A[i]-rank_A[j]) * signo(rank_B[i]-rank_B[j])
tau /= n * (n-1) / 2
```

Bibliografía

- **Modern Information Retrieval.**
Baeza-Yates, Ribeiro-Neto, 2011.
 - Cap. 4





Anexo:

Ciencia, Papers, Test de Hipótesis



Publicaciones Científicas

- Tipos de publicaciones:
 - Paper, Short Paper, Poster, Survey, Position paper, Capítulo de Libro, Technical Report, ...
- Publishers (Springer, Elsevier, IEEE, ACM, ...)
- Conferencias vs Journals (ISI, Scopus, ...)
- Peer Reviewed vs Non Peer Reviewed
- Lugares para buscar papers:
 - <https://scholar.google.com>
 - Web of Knowledge
 - arXiv.org



Papers

- Cada paper tiene una o más contribuciones
- Estructura típica de un paper:
 - Título, Autores (con su filiación), Abstract, 1.Introducción, 2.Estado del Arte, 3.Propuesta (idea novedosa), 4.Experimentos/Evaluaciones, 5.Conclusiones
- Idealmente los resultados deben ser replicables (aunque no siempre es posible)
 - Detalles de experimentos, Datasets usados, etc.
- Existen métricas de papers, autores y conferencias
 - Citas, Impact Factor, h-index, ...
 - Publish or Perish (PoP)
 - Webometrics
 - <http://www.webometrics.info/en/node/92>
 - http://www.webometrics.info/en/Latin_America/Chile

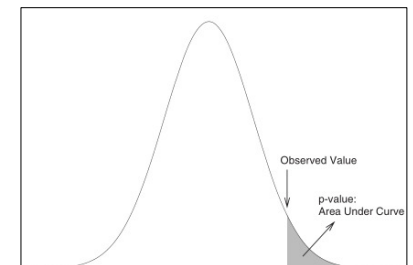
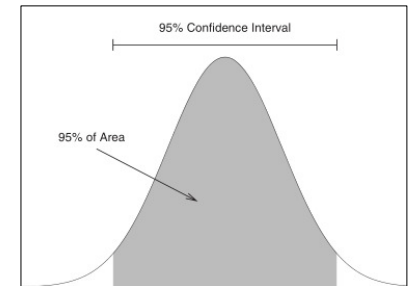


Experimentos y Test de Hipótesis

- En ciencia se desea saber si un experimento tiene efecto
- Se definen dos conjuntos, en uno se aplica el experimento y en el otro no (grupo de control):
 - Hipótesis nula: no hay efecto (no hay diferencia entre ambos conjuntos)
 - Hipótesis alternativa: si hay efecto (hay diferencia notoria)
- Si se encuentra una diferencia significativa entre ambos conjuntos, tenemos evidencia para “rechazar la hipótesis nula”
 - Conclusión: no es verdad que no hay efecto
- Si no se encuentra diferencia entre los conjuntos ocurre un “fallo en rechazar la hipótesis nula”
- Este enfoque es muy usado en medicina, biología (no tanto en publicaciones de cs de la computación)

Test de Hipótesis

- Se obtienen n observaciones de un experimento y se calcula su promedio μ y varianza σ
- Se asume una distribución normal (o t-student si $n < 30$) se calcula un intervalo donde con probabilidad $(1-\alpha)$ se encuentra el promedio real (μ_{real})
 - $\alpha=5\%$ o P-value se refiere al riesgo o a la probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando en realidad era verdadera



$$P\left(\mu - 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu_{\text{real}} \leq \mu + 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 0.95$$



Problemas del Test de Hipótesis

- Usualmente se usa P-value con un valor arbitrario del 5%
 - Ver https://en.wikipedia.org/wiki/Data_dredging
- La ocurrencia de un efecto (significancia estadística) se transforma artificialmente en una decisión booleana
 - No se señala la magnitud del efecto
 - Cualquier efecto (marginal o no) puede ser estadísticamente significativo
 - Basta hacer experimentos con un n muy grande
 - “Con una confianza de un 95% se concluye que comer X aumenta la probabilidad de cáncer”
 - Se concluye que “aumenta”, independiente de si aumenta en un 1% o en un 500%



Observación vs Experimento

■ Estudio Observacional

- Esconden causa-efecto, confounding variables, spurious correlations
 - <https://www.tylervigen.com/spurious-correlations>
- No es buena idea elaborar test de hipótesis con datos históricos
- Si se revisan los datos y se hace un test de hipótesis adhoc es muy posible encontrar patrones particulares existentes únicamente en esos datos
 - Se podrían usar distintos datasets, evaluando la hipótesis en un conjunto de test desconocido

■ Experimento Controlado

- Para evaluar la existencia de algún efecto se debe diseñar y realizar un experimento adecuado (cuidando variables confounding, sesgos, etc.)

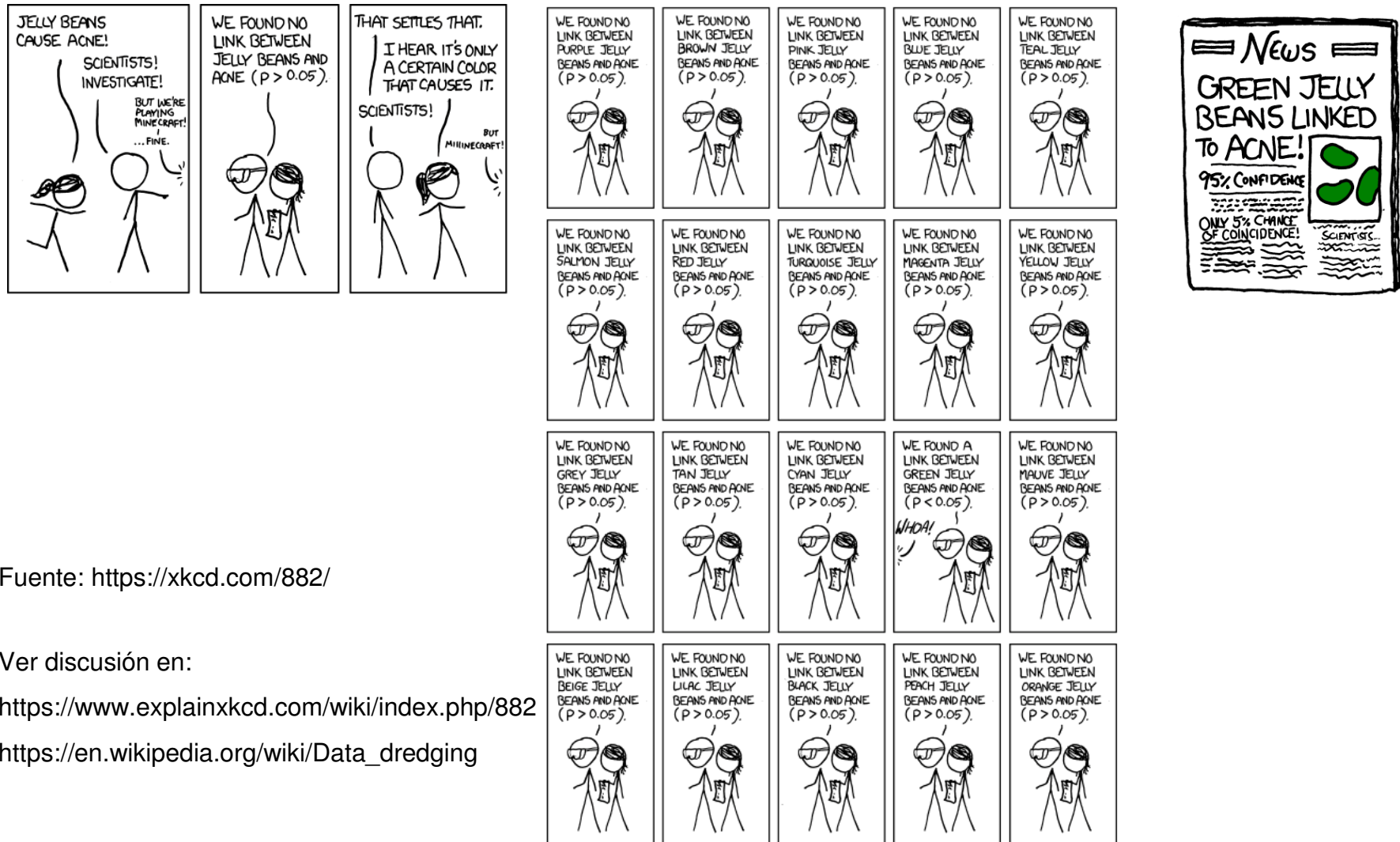
P-Value

Fuente:
<https://xkcd.com/1478/>

<u>P-VALUE</u>	<u>INTERPRETATION</u>
0.001	HIGHLY SIGNIFICANT
0.01	
0.02	
0.03	
0.04	SIGNIFICANT
0.049	
0.050	OH CRAP. REDO CALCULATIONS.
0.051	ON THE EDGE OF SIGNIFICANCE
0.06	
0.07	HIGHLY SUGGESTIVE, SIGNIFICANT AT THE $P < 0.10$ LEVEL
0.08	
0.09	
0.099	HEY, LOOK AT THIS INTERESTING SUBGROUP ANALYSIS
≥ 0.1	

Ver discusión en: <https://www.explainxkcd.com/wiki/index.php/1478>

P-Hacking



Fuente: <https://xkcd.com/882/>

Ver discusión en:

<https://www.explainxkcd.com/wiki/index.php/882>

https://en.wikipedia.org/wiki/Data_dredging