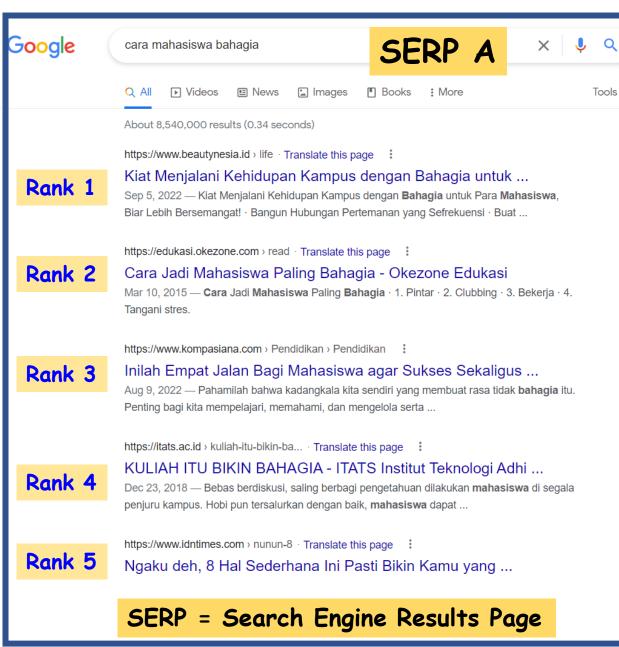
Measuring IR Effectiveness

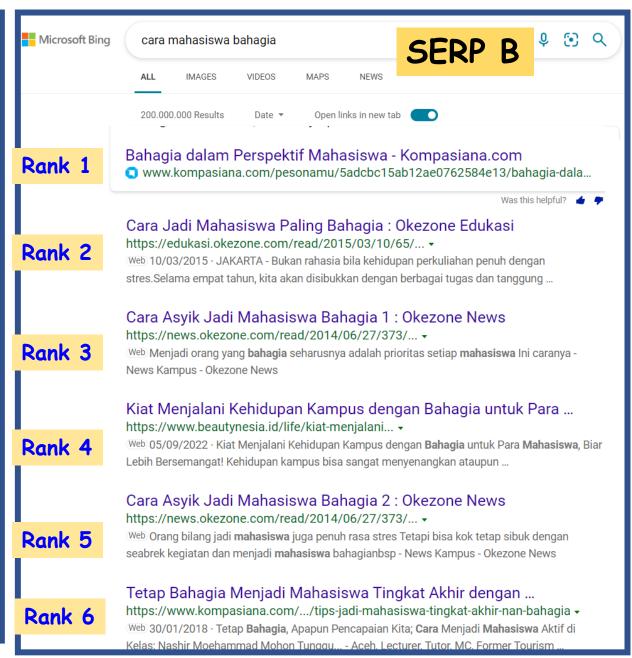
Alfan F. Wicaksono

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia

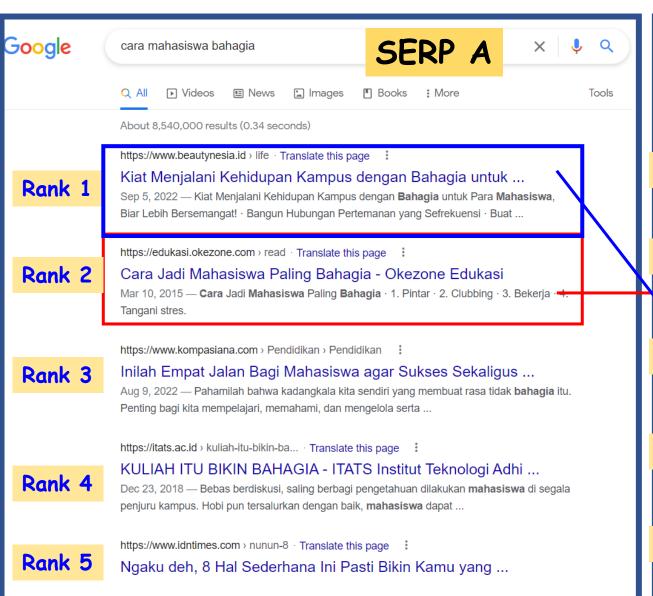
Which one is better?



Query: cara mahasiswa bahagia



Which one is better?



Query: cara mahasiswa bahagia



Search Engine Evaluation

- Online Evaluation (di "production environment" langsung)
 - A/B Testing
 - Interleaving
- Offline Evaluation (evaluasi di Lab)
 - User Study di Laboratorium
 - Evaluasi menggunakan Test Collection

A/B Testing

A form of controlled experiment testing a causal relationship between system changes and their effects on the behaviour of users (clickthroughs and query reformulations).

Contoh: saya ingin tahu mana yang lebih baik, ranking dengan TF-IDF atau dengan BM25?

SERP A
System A
TF-IDF

SERP B System B BM25

A/B Testing

Assign them to a large number of random users in a production

environment.

SERP A
System A
TF-IDF

SERP B System B BM25

A/B Testing

Catatan:

Clicks biasanya merupakan indikator **kepuasan** user. Query reformulation merupakan indikator **ketidakpuasan**.

Assign them to a large number of random users in a production

environment.

Observed Behavior per day:

~5000 clicks

~1300 query reformulations >

Observed Behavior per day:

~100,000 clicks

~58 query reformulations

SERP A
System A
TF-IDF

SERP B System B BM25

B is better



SERP generated by System A

Implicit feedback seperti clickthrough rate biasanya digunakan untuk aproksimasi kepuasan user, dan menjadi basis untuk kebanyakan online evaluation

SERP generated by System B # clicks received Bahagia dalam Perspektif Mahasiswa - Kompasiana.com www.kompasiana.com/pesonamu/5adcbc15ab12ae0762584e13/bahagia-dala... Was this helpful? Cara Jadi Mahasiswa Paling Bahagia: Okezone Edukasi https://edukasi.okezone.com/read/2015/03/10/65/... • Web) 10/03/2015 · JAKARTA - Bukan rahasia bila kehidupan perkuliahan penuh dengan stres. Selama empat tahun, kita akan disibukkan dengan berbagai tugas dan tanggung ... Cara Asyik Jadi Mahasiswa Bahagia 1 : Okezone News https://news.okezone.com/read/2014/06/27/373/... • Web Menjadi orang yang bahagia seharusnya adalah prioritas setiap mahasiswa Ini caranya -News Kampus - Okezone News Kiat Menjalani Kehidupan Kampus dengan Bahagia untuk Para ... https://www.beautynesia.id/life/kiat-menjalani... • Web 05/09/2022 · Kiat Menjalani Kehidupan Kampus dengan Bahagia untuk Para Mahasiswa, Biar Lebih Bersemangat! Kehidupan kampus bisa sangat menyenangkan ataupun ... Cara Asyik Jadi Mahasiswa Bahagia 2 : Okezone News https://news.okezone.com/read/2014/06/27/373/... • Web Orang bilang jadi mahasiswa juga penuh rasa stres Tetapi bisa kok tetap sibuk dengan seabrek kegiatan dan menjadi mahasiswa bahagianbsp - News Kampus - Okezone News Tetap Bahagia Menjadi Mahasiswa Tingkat Akhir dengan ... https://www.kompasiana.com/.../tips-jadi-mahasiswa-tingkat-akhir-nan-bahagia • Web 30/01/2018 · Tetap Bahagia, Apapun Pencapaian Kita; Cara Menjadi Mahasiswa Aktif di

Kelas; Nashir Moehammad Mohon Tunggu... - Aceh, Lecturer, Tutor, MC, Former Tourism ...

Interleaving

- Two rankings initiated from the same query are interleaved into a single ranked list using a certain strategy.
- The clickthrough information observed from the combined ranking is then used to decide which system provides better rankings.

Offline Evaluation

Evaluation Based on Test Collection

Perangkat:

- A set of documents
 - {D₁, D₂, D₃, D₄, ..., D_M}
- A set of queries
 - $\{Q_1, Q_2, Q_3, Q_4, ..., Q_N\}$
- Relevance Judgments (qrels)
 - Biasanya biner, 1 jika relevan, dan 0 tidak

```
Q_1 D_1 0
Q_1 D_2 1
Q_1 D_3 1
Q_1 D_4 0
Q_1 D_5 1
Q_1 D_M O
Q_N D_1 1
Q_N D_2 1
Q_N D_3 0
Q_N D_4 0
```

Offline Evaluation

Perlu sebuah metric yang menilai kualitas dari sebuah ranking yang dihasilkan.

```
scores = []
for each q in set_of_queries:
    results = retriever(q, set_of_docs)
    score = metric(results, q, qrels)
    scores.add(score)

overall_score = aggregate(scores) // biasanya mean
```

Offline Evaluation Metrics: Boolean Retrieval

 Precision: dari himpunan dokumen yang diretrieve, berapa proporsi yang benar-benar relevan?

$$Precision = \frac{\sum_{s \in S} rel(s)}{|S|}$$

 Recall: dari himpunan dokumen yang relevan (baik yang di-retrieve maupun yang tidak), ada berapa proporsi yang berhasil di-retrieve?

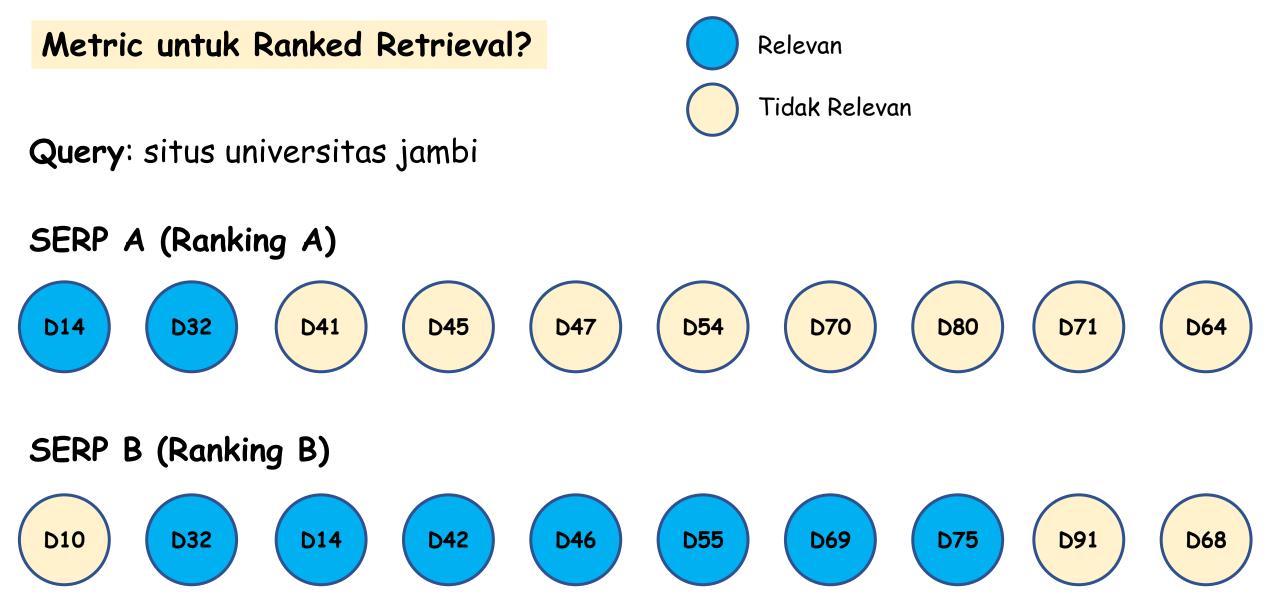
$$Recall = \frac{\sum_{s \in S} rel(s)}{|R|}$$

N: himpunan dokumen di koleksi

rel(s): relevansi dari dokumen s (1 relevan, 0 tidak)

R: himpunan dokumen di koleksi yang relevan

5: himpunan dokumen yang di-retrieve (match dengan Boolean query)



Jika metric score antara 0 dan 1, berapa Anda berikan score untuk 2 ranking di atas?

Metric untuk Ranked Retrieval?

Relevan

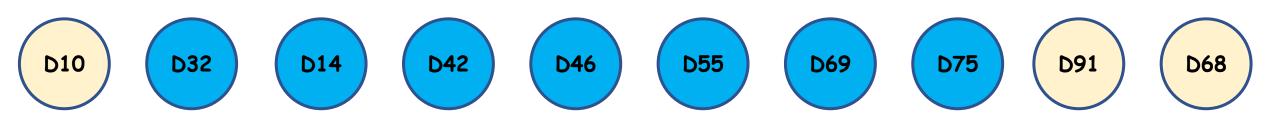
Tidak Relevan

Query: situs universitas jambi

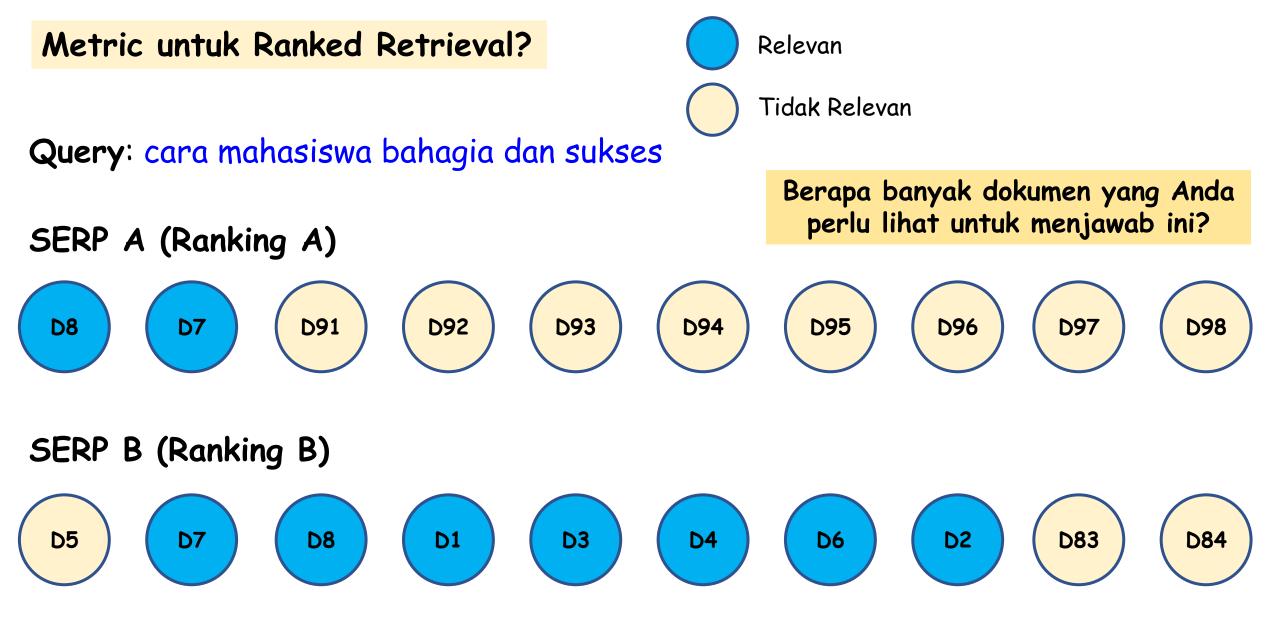
SERP A (Ranking A)



SERP B (Ranking B)



Berapa banyak dokumen yang Anda lihat untuk memenuhi kebutuhan tersebut?



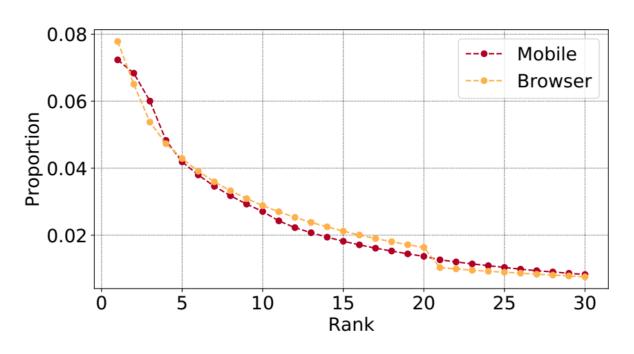
Jika metric score antara 0 dan 1, berapa Anda berikan score untuk 2 ranking di atas?

Jadi ...

 Nilai yang dihasilkan sebuah metric perlu bergantung kepada user behavior.

- Dan user behavior dikendalikan oleh "search goal", yaitu "berapa banyak dokumen relevan yang dibutuhkan".
- User behavior --> User model
 - How users interact with SERP
 - Bagaimana pola user "melihat" dokumen-dokumen yang ada di SERP?

Bagaimana User Inspeksi SERP?

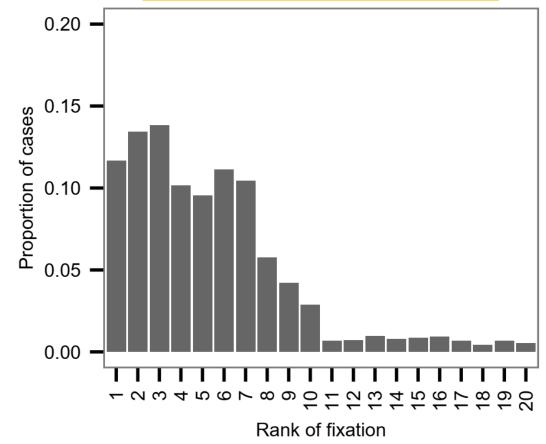


Hasil eksperimen dengan signal impression pada data SEEK.com job search engine.

Wicaksono & Moffat, CIKM 2018

Hasil eksperimen dengan alat eye tracker.

Paul Thomas, ADCS 2013



Metric Based on User Model

Misal, ranking/SERP = $\vec{r} = [r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, ...]$

dimana $r_i = 1$ jika relevan dan $r_i = 0$ jika tidak.

Bentuk umum metric M:

In practice: biasanya Top-1000

$$M@K(\vec{r}) = \sum_{i=1}^{K} D(i).r_i$$

K: top-K results

D(i) decreases with rank i

Sebuah discount function yang proporsional terhadap "probabilitas user inspeksi posisi rank i".

Discounted Cumulative Gain (DCG)

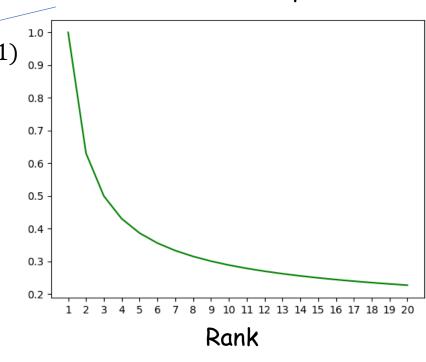
Jarvelin & Kekalainen 2002

$$DCG@K(\vec{r}) = \sum_{i=1}^{K} \frac{1}{\log_2(i+1)}.r_i$$

Score bisa bernilai > 1.

Interpretasi score: expected total volume of relevance (expected total gain) yang dikumpulkan seorang user.

Probabilitas user inspeksi rank i



^{*} Ini sebenarnya bukan versi DCG asli yang diusulkan oleh Jarven & Kekalainen. Ini adalah versi modifikasi yang diusulkan oleh peneliti dari Microsoft.

Normalized DCG (NDCG) $NDCG@K = \frac{DCG@K}{IDCG@K}$

$$NDCG@K = rac{DCG@K}{IDCG@K}$$

DCG@K dibagi dengan DCG@K ketika "ranking ideal"

Contoh:

sebuah ranking r = [0, 1, 0, 1, 1], dengan asumsi hanya ada 3 relevant documents di koleksi.

$$r_{ideal} = [1, 1, 1, 0, 0]$$

$$DCG@5(\mathbf{r}) = \frac{0}{\log_2(2)} + \frac{1}{\log_2(3)} + \frac{0}{\log_2(4)} + \frac{1}{\log_2(5)} + \frac{1}{\log_2(6)} = 1.45$$

$$IDCG@5(\mathbf{r}) = \frac{1}{\log_2(2)} + \frac{1}{\log_2(3)} + \frac{1}{\log_2(4)} + \frac{0}{\log_2(5)} + \frac{0}{\log_2(6)} = 2.13$$

$$NDCG@5(\mathbf{r}) = \frac{1.45}{2.13} = 0.68$$

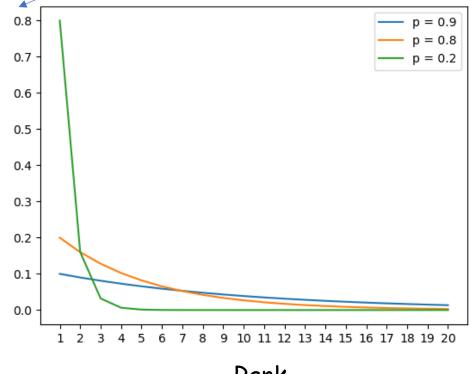
Rank Biased Precision

Moffat & Zobel, ACM TOIS 2008

$$RBP@K(\vec{r};p) = \sum_{i=1}^{K} (1-p).p^{(i-1)}.r_i$$

Score antara 0 dan 1.

Fraction of rank i inspected by a population of users.



Rank

Interpretasi score: expected rate of gain yang dikumpulkan seorang user.

 ${\bf p}$ adalah parameter yang merepresentasikan "tingkat kesabaran user" saat inspeksi SERP. Biasanya pakai ${\bf p}={\bf 0.8}$.

p tinggi: user dengan senang hati inspeksi sampai dokumen ranking bawah p rendah: user hanya mau inspeksi dokumen di ranking atas saja

Precision@K

Artinya, setiap posisi rank i punya probabilitas yang sama untuk diinspeksi oleh user, yaitu 1/K.

$$Prec@K(\vec{r}) = \sum_{i=1}^{K} \frac{1}{K}.r_i$$

Score antara 0 dan 1.

Interpretasi score: expected rate of gain yang dikumpulkan seorang user.

Average Precision

Score antara 0 dan 1.

Interpretasi score: expected rate of gain yang dikumpulkan seorang user.

$$AP@K(\vec{r}) = \sum_{i=1}^{K} \frac{Prec@i(\vec{r})}{R}.r_i$$

R = banyaknya dokumen relevan di koleksi R biasanya jarang diketahui. Mengapa?

Terkadang R diaproksimasi dengan $R = \sum_{i=1}^{K} r_i$

Latihan

$$\vec{r} = [1,1,0,0,1,0,1,0,0,1]$$

Hitunglah score (akan lebih mudah jika membuat program)

- RBP@10, dengan p = 0.8
- DCG@5
- DCG@10
- Prec@5
- AP@5

Untuk AP, gunakan aproksimasi R:

$$R = \sum_{i=1}^{K} r_i$$

Statistical Significance

- Information Retrieval and other experimental sciences aim to compare different systems and determine if their outcomes are "really" distinct.
- For example, "Does BM25 really outperform TFIDF?"
- Statistical hypothesis testing is a tool to help us making justified conclusions from our experimental results.

Hypothesis Testing

- The test allows us to choose between the null hypothesis and an alternative hypothesis.
 - · Null hypothesis: Model A is not different from Model B
 - Alternative hypothesis: Model A is different from B (the change improved performance)
- A hypothesis test doesn't directly confirm the alternative hypothesis. It calculates the likelihood that the observed data could have occurred by chance, even if the null hypothesis is true.

Test Steps

- Prepare your experiment carefully, with only one difference between the two systems: the change whose effect you wish to measure. Choose a significance level α , used to make your decision.
- Run each system many times (e.g. on many different queries, 25 queries or 50 queries, ...), evaluating each run with a metric (e.g. AP, RBP, DCG, or other metrics).
- Calculate a test statistic for each system based on the distributions of evaluation metrics.

Test Steps

- Use a statistical significance test to compare the test statistics (one for each system). This will give you a p-value: the probability of the null hypothesis producing a difference at least this large.
- If the p-value is less than α , reject the null hypothesis.
- The probability that you will correctly reject the null hypothesis using a particular statistical test is known as its power.

Paired t-test

HO: Score Model A dan Model B tidak berbeda

H1: Score Model A dan Model B berbeda

Lakukan eksperimen terhadap model A dan model B terhadap b buah queries.

Kita dapat menghitung p-value untuk mengetahui apakah metric score yang dihasilkan model A dan model B memang berbeda --> paired t-test

Query	Score A	Score B	D
1	M_1^A	M_1^B	$M_1^A - M_1^B$
2	M_2^A	M_2^B	$M_2^A - M_2^B$
b	M_b^A	M_b^B	$M_b^A - M_b^B$

$$t = \sqrt{b} \, \frac{\overline{D}}{SD(D)}$$

p-value = $2 \times P(T > |t|)$

dimana,

$$SD(D) = \sqrt{\frac{(D_1 - \overline{D})^2 + \dots + (D_b - \overline{D})^2}{b - 1}}$$

Paired t-test

HO: Score Model A dan Model B tidak berbeda

H1: Score Model A dan Model B berbeda

Lakukan eksperimen terhadap queries.

Kita dapat menghitung p-value yang dihasilkan model A dan model B

Query	Score A	Score B	D
1	M_1^A	M_1^B	$M_1^A - M_1^B$
2	M_2^A	M_2^B	$M_2^A - M_2^B$
b	M_b^A	M_b^B	$M_b^A - M_b^B$

Nilai t mengikuti distribusi t-student dengan degree of freedom = b - 1

buah

ang berbeda --> paired t-test

$$t = \sqrt{b} \, \frac{\overline{D}}{SD(D)}$$

p-value = $2 \times P(T > |t|)$

Biasanya HO ditolak jika p-value < 0.05

dimana,

$$SD(D) = \sqrt{\frac{(D_1 - \overline{D})^2 + \dots + (D_b - \overline{D})^2}{b - 1}}$$

Contoh Praktikal dengan Scipy

- Misal, kira run untuk 12 queries
- Untuk setiap run, nilai metrik (misal AP) dihitung.

```
AP_A = [32.3, 20.3, 31.4, 25.7, 28.4, 27.3, 29.3, 30.1, 25.5, 28.7, 29.1, 24.8]

AP_B = [32.0, 20.4, 31.2, 25.0, 27.9, 26.9, 29.1, 30.0, 24.4, 28.2, 28.6, 24.6]

from scipy import stats
print(stats.ttest_rel(AP_A, AP_B))
# Ttest_relResult(statistic=4.244464615962889, pvalue=0.0013784945927875687)
```

Contoh Praktikal dengan Scipy

- Misal, kira run untuk 12 queries
- Untuk setiap run, nilai metrik (misal AP)

p-value < 0.05; ada evidence model B lebih baik dari model A

```
AP_A = [32.3, 20.3, 31.4, 25.7, 28.4, 27.3, 29.3, 30.1, 2 baik dari m

AP_B = [32.0, 20.4, 31.2, 25.0, 27.9, 26.9, 29.1, 30.0, 24.

from scipy import stats
print(stats.ttest_rel(AP_A, AP_B))

# Ttest_relResult(statistic=4.244464615962889, pvalue=0.0013784945927875687)
```

Lebih detail terkait p-value?

- P-value, or probability value = how likely it is that your data could have occurred if the null hypothesis were true.
- If your p-value is 0.05, that means that 5% of the time you would see a test statistic at least as extreme as the one you found if the null hypothesis was true.
- The smaller the p-value, the more likely you are to reject the null hypothesis.
 - Jika p-value kecil, artinya "jangan-jangan" HO telah salah, karena saya telah melihat data/observasi yang probabilitas kemunculannya kecil.

Error Types

 Hypothesis testing involves balancing between two types of errors:

- Type I Errors, or false positives, occur when the null hypothesis is true, but you reject it.
 - The probability of type I error = alpha = significance level
- Type II Errors, or false negatives, occur when the null hypothesis is false, but you don't reject it.
 - The probability of type II error = beta = 1 power