





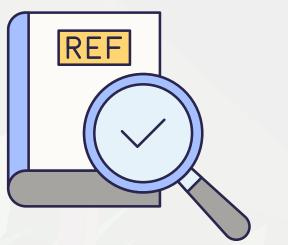








PENDAHULUAN











Kelemahan sistem referensi perpustakaan menghambat akses pengetahuan.

Hambatan dalam sistem referensi menyebabkan kesulitan dalam mengakses dan memilih referensi yang sesuai untuk karya ilmiah.

Kesulitan dalam mengakses dan memilih referensi yang sesuai untuk karya ilmiah akan menghambat proses penelitian dan mengurangi kualitas hasil penelitian.

Lalu, apa yang dapat dilakukan?







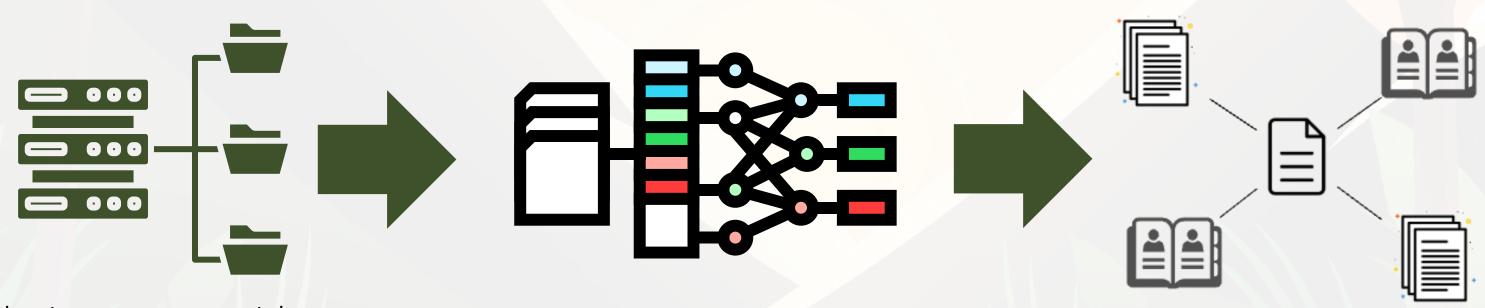






OBJEKTIF

Mengoptimalkan sistem referensi untuk mempercepat akses informasi dan mendukung kualitas penelitian.



Membuat **perencanaan** untuk meningkatkan efisiensi akses informasi dan **mendukung kualitas** penelitian.

Mengoptimalkan sistem referensi melalui penerapan model machine learning untuk prediksi **hubungan** antar **paper**

Menerapkan solusi sistem rekomendasi referensi guna meningkatkan efektivitas dan akurasi pencarian literatur.





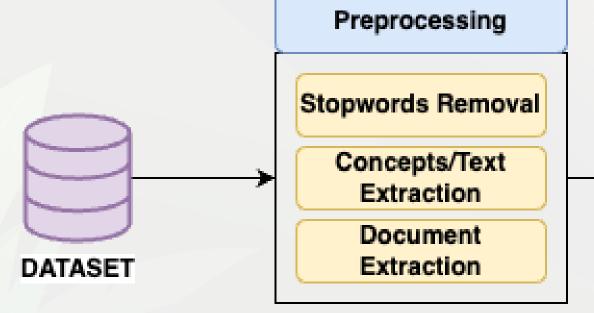








ALUR PENELITIAN



Feature Engineering

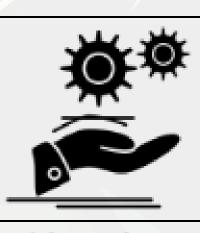
Vector Feature Engineering

Metadata Feature Engineering

Modelling and Evaluating

Model + Handling Imbalanced

MCC + Confusion Matrix Evaluation



SOLUTION











Document

Q PAPER ID

Department of Medicine and
Institute for Human Genetics,
University of California, San
Francisco, and California Institute for
Quantitative Biosciences, San
Francisco, CA t from such learning
approaches and use examples from
the literature to introduce basic
concepts in machine learning. It is
important to note.

Dokumen berupa teks akademik yang secara mendalam mengulas suatu topik tertentu dalam bentuk pembahasan yang panjang dan terstruktur.

Metadata

Paper	Title	Concepts	•••	Publication Year
p0000	Machine Learning in Medicine	Al;Machine Learning	:	2015
p0001	A literature problems	Benchmark; Compsci	••	1998
p0002	Gaussian Motion	Al;Compsci	:	2007
	•••	•••	•••	
p4358	Applied Physic	Physic;Medical	••	2002

Metadata berupa tabel dengan 17 kolom, terdiri dari kolom bertipe string, seperti kategori dan data tidak terstruktur seperti judul atau konsep dari sebuah jurnal, serta kolom bertipe numerik.



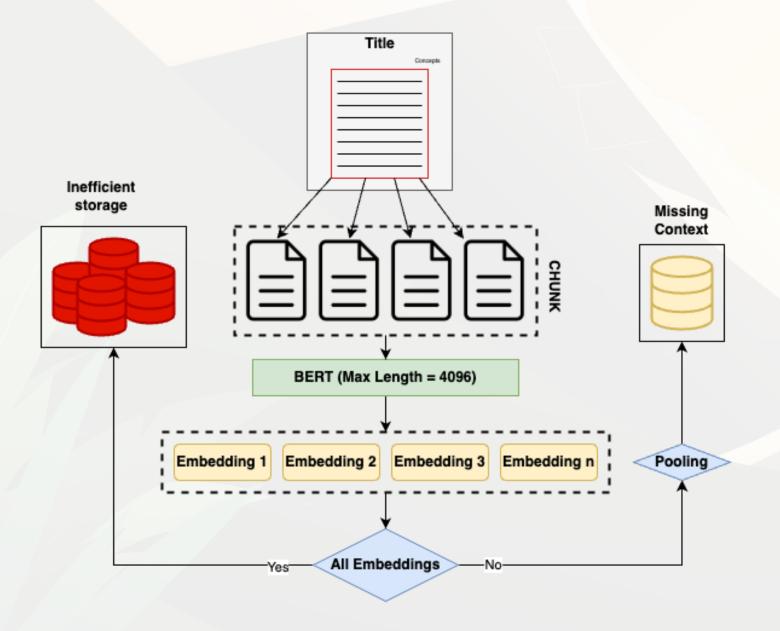


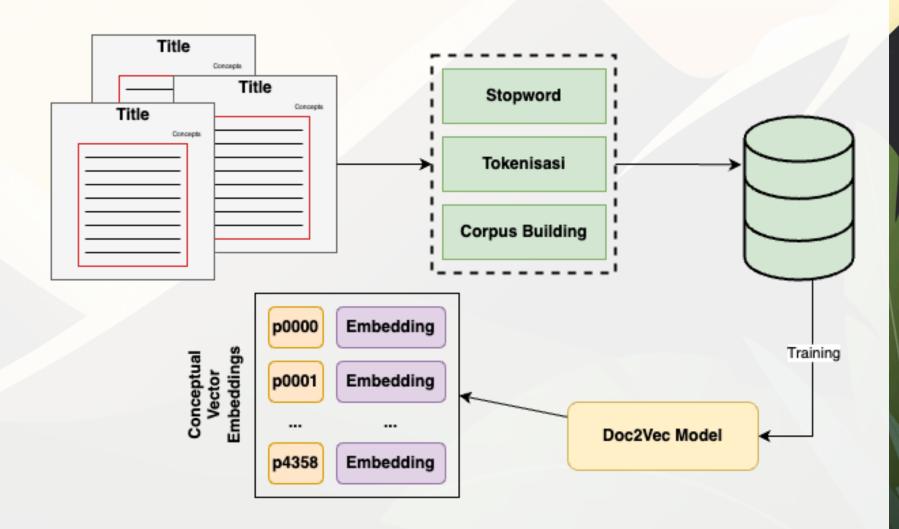






DOCUMENT EMBEDDING





BERT Extraction

Doc2Vec Extraction









DOCUMENT EMBEDDING COMPARISON

Aspek	Doc2Vec	BERT/Transformer-Based
Kebutuhan Sumber Daya	Ringan, tidak perlu GPU 🔽	Butuh GPU & RAM besar untuk pelatihan/ekstraksi
Pemahaman Konteks	Cukup baik, konteks berdasarkan urutan kata	Sangat baik, konteks dua arah (bidirectional) 🗸
Dokumen Panjang	Sangat cocok, tidak dibatasi panjang input 🗸	Terbatas (umumnya 512 token), kecuali model khusus seperti Longformer
Kecepatan Pelatihan	Cepat, lebih ringan dan langsung bisa memproses dokumen panjang 🗸	Relatif lebih lambat karena model besar dan perlu membagi dokumen panjang menjadi chunk terlebih dahulu

Doc2Vec dipilih karena efisien secara komputasi, murah, mampu menangani dokumen panjang, dan memberikan hasil yang cukup baik tanpa memerlukan sumber daya besar seperti BERT.











METADATA EMBEDDING

Paper	Title	Concepts	•••	Publication Year
p0000	Machine Learning in Medicine	Al;Machine Learning	;	2015
p0001	A literature problems	Benchmark; Compsci	••	1998
p0002	Gaussian Motion	Al;Compsci	••	2007
•••	•••	•••	•••	•••
p4358	Applied Physic	Physic;Medical	••	2002

Title Embedding

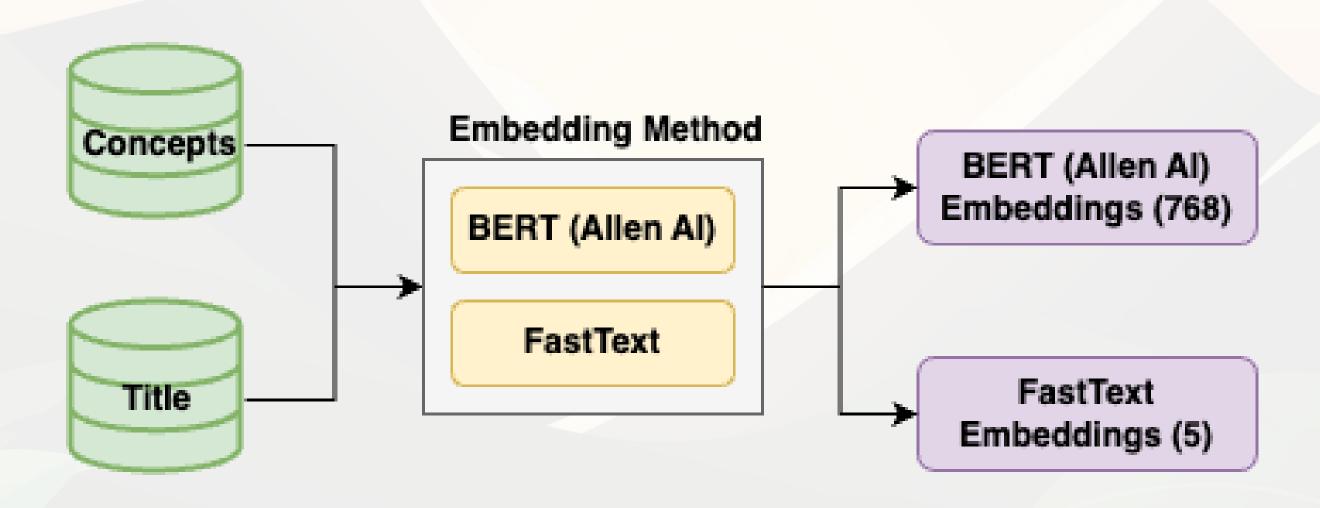
Concepts Embedding







METADATA EMBEDDING















VECTOR FEATURE ENGINEERING

DISTANCE CALCULATION (2 VECTOR)



Cosine Similarity
Euclidian Distance
Manhattan Distance
Pearson Correlation

SCALAR CALCULATION (2 VECTOR)

Mean Combined
Standar Deviation Diff
Squared Diff Sumation
Absolute Diff Sumation



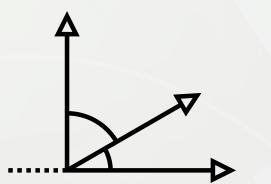
PROJECTION CALCULATION (2 VECTOR)



Vector Projection

ANGULAR CALCULATION (2 VECTOR)

Angular Cosine Similarity













METADATA FEATURE ENGINEERING

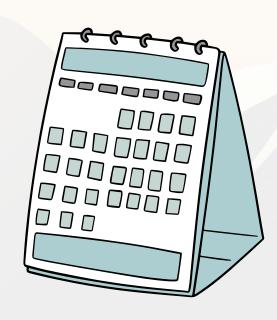
NORMALIZED PUBLICATION YEAR (2 PAPER)



Now Year Diff Diff Age Diff Ratio Ratio Age

DATE TIME EXTRACTION (2 PAPER)

Diff Date
Diff Month
Diff Week
Diff Year



AUTHOR AND JOURNAL NAME EXTRACTION



Primary Author Journal Name

CITED COUNT EXTRACTION

CITATION DIFF CITATION RATIO





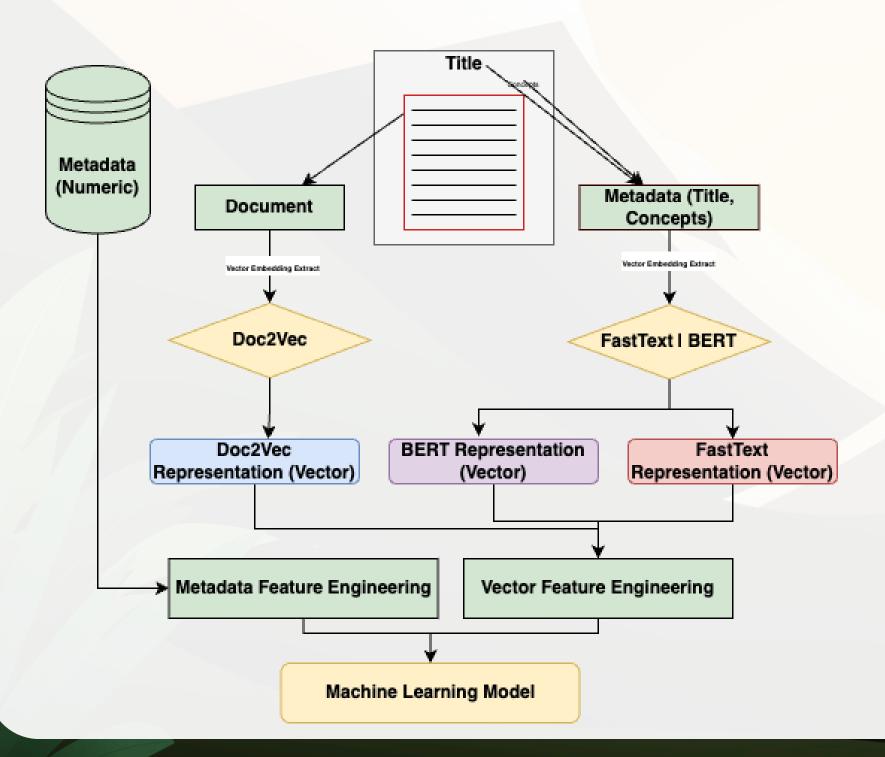








KEY POINTS



Document Representation

Metadata Representation













MODEL EXPERIMENT FLOW

Model	MCC
CatBoost + TF IDF Document + Metadata Mentah	0.32
CatBoost Tuned + TF IDF + TF IDF Document + Metadata Mentah	0.33
LGBM Tuned + TF IDF + Cosine Document + Metadata Mentah	0.41
RandomForest Tuned + TF IDF + Cosine Document + Metadata Mentah	0.47
CatBoost + Doc2Vec Document + Metadata Mentah	0.5











MODEL EXPERIMENT FLOW

Model	MCC
CatBoost + Doc2Vec Document + Fast Text (Concepts + Title) + Metadata Mentah	0.518
CatBoost + Doc2Vec Document + Fast Text (Concepts + Title) + FE Metadata	0.52
CatBoost + Doc2Vec Document + Fast Text (Concepts + Title) + BERT (Concepts + Title) + FE Metadata + FE Vector Embeddings	0.54
CatBoost Tuned + Doc2Vec Document + Fast Text (Concepts + Title) + BERT (Concepts + Title) + FE Metadata + FE Vector Embeddings	0.568



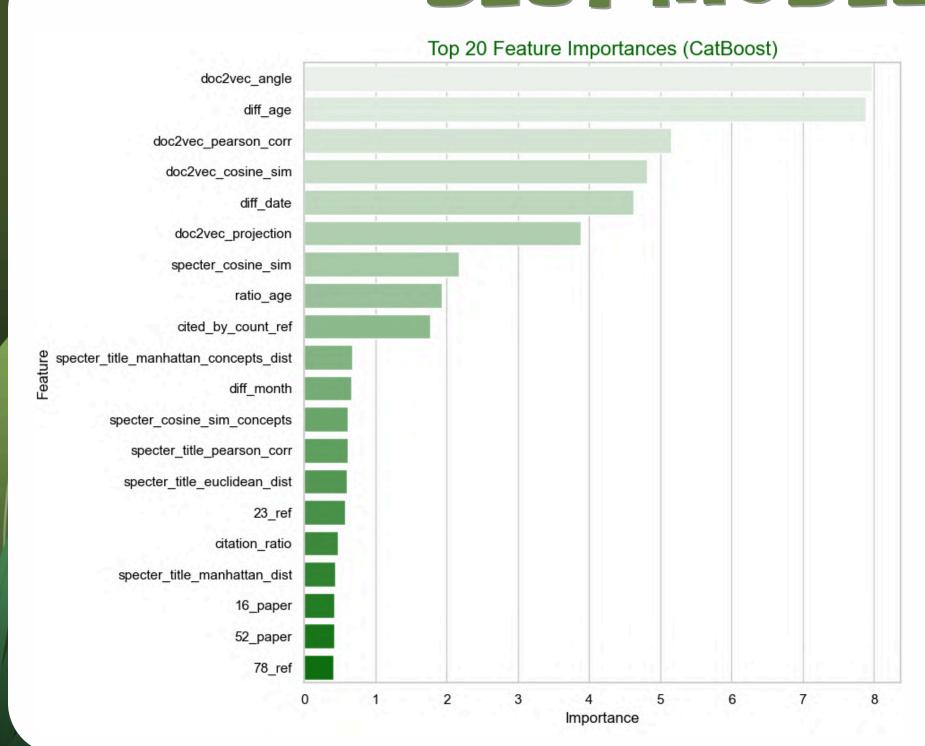












Confusion Matrix

69045	44
527	192

Model masih mengalami kesalahan dalam mengklasifikasikan kelas minoritas, namun karena menggunakan MCC (Matthews Correlation Coefficient), evaluasi tetap adil meskipun data tidak seimbang.











CONCLUSION

- 1. Pemanfaatan NLP (representasi vektor embedding) merupakan kunci dalam merepresentasikan sebuah dokumen. Selain itu tanggal penerbitan juga menjadi kunci untuk mendeteksi hubungan antar dokumen
- 2. Hubungan antar dokumen dapat direpresentasikan secara matematis dengan menghitung dua vektor embedding antar dokumen.
- 3. Model Machine Learning Sederhana dapat membangun sistem referensi standar yang cukup baik dengan skor MCC sekitar 0,568 mendekati 0,57.
- 4. Dengan biaya yang cukup murah, cara ini dapat menghasilkan hasil yang cukup baik



