

## PERBANDINGAN JAWABAN GURU DAN SISWA MENGGUNAKAN METODE LATENT SEMANTIC ANALYSIS UNTUK PENILAIAN ESAI OTOMATIS

Nikolaus Nathaniel<sup>1</sup>, Dhani Andika Maharsi<sup>2</sup>, Viny Christanti Mawardhi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara

Email: nikolaus.535230113@stu.untar.ac.id

<sup>2</sup>Jurusan Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara

Email: dhani.535230149@stu.untar.ac.id

<sup>3</sup>Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara

Email: vinyt@fti.untar.ac.id

Masuk: 25-05-2025, revisi: 06-06-2025, diterima untuk diterbitkan: 05-06-2025

### ABSTRAK

Penilaian esai merupakan salah satu metode evaluasi yang penting dalam dunia pendidikan karena mampu menggambarkan kemampuan berpikir kritis, pemahaman konsep, serta kemampuan siswa dalam menyusun argumen secara tertulis. Namun, proses penilaian esai secara manual cenderung memakan waktu lama, tidak konsisten antar penilai, dan rentan terhadap bias subjektif. Untuk mengatasi permasalahan dalam penilaian esai secara manual, penelitian ini merancang sebuah sistem penilaian otomatis dengan menerapkan metode *Latent Semantic Analysis* (LSA). Sistem ini dirancang untuk mengukur tingkat kemiripan semantik antara jawaban siswa dan kunci jawaban dari guru. Proses dimulai dengan tahapan pra-pemrosesan teks, yang meliputi normalisasi huruf, pemisahan kata, penghilangan kata-kata umum (stopword), serta stemming. Setelah itu, teks yang telah dibersihkan diubah ke bentuk numerik melalui pendekatan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Representasi numerik tersebut kemudian diproses lebih lanjut dengan teknik Singular Value Decomposition (SVD) guna mereduksi dimensi dan mengekstrak makna laten dari setiap dokumen. Setelah memperoleh representasi vektor berdimensi rendah, perhitungan kemiripan dilakukan menggunakan metode *cosine similarity*. Hasil pengujian pada lima soal esai kimia tingkat SMA menunjukkan bahwa sistem dapat memberikan informasi kemiripan antara jawaban siswa dan guru secara kuantitatif, dengan nilai cosine similarity berkisar antara 0,76 hingga 0,88. Nilai tersebut dapat digunakan untuk membandingkan kesesuaian makna secara objektif. Meskipun demikian, sistem masih memiliki beberapa keterbatasan, seperti kesulitan dalam menangani kata majemuk dan ketergantungan terhadap pustaka pemrosesan bahasa lokal. Secara keseluruhan, sistem ini memiliki potensi besar untuk diterapkan sebagai alat bantu dalam penilaian esai secara efisien, konsisten, dan mendukung proses pembelajaran.

**Kata Kunci:** *Cosine similarity; Latent Semantic Analysis; Penilaian esai otomatis; SVD; TF-IDF*

### ABSTRACT

*Essay assessment is an important evaluation method in education as it reflects students' critical thinking, conceptual understanding, and ability to construct written arguments. However, manual essay grading is often time-consuming, inconsistent among raters, and prone to subjective bias. To address these issues, this study proposes an automatic essay scoring system using the Latent Semantic Analysis (LSA) method. The system is designed to measure the semantic similarity between student answers and teacher-provided model answers. The process begins with text preprocessing, including letter normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. The cleaned text is then transformed into numerical form using the Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) approach. This numerical representation is further processed using Singular Value Decomposition (SVD) to reduce dimensions and extract the latent meaning of each document. After obtaining low-dimensional vector representations, similarity is calculated using cosine similarity. Tests conducted on five high school chemistry essay questions show that the system can quantitatively indicate the similarity between student and teacher responses, with cosine similarity scores ranging from 0.76 to 0.88. These scores can objectively reflect the degree of meaning alignment. Nonetheless, the system still faces limitations, such as difficulty in handling compound words and dependence on local language processing tools. Overall, this system shows strong potential as an efficient and consistent tool to support essay grading and the learning process.*

**Keywords:** *Automated essay scoring; Cosine similarity; Latent Semantic Analysis; SVD; TF-IDF*

## 1. PENDAHULUAN

### Latar Belakang

Penilaian esai merupakan salah satu instrumen evaluasi yang penting dalam pembelajaran, terutama di tingkat Sekolah Menengah Atas (SMA), karena mampu mengukur kemampuan berpikir kritis dan pemahaman mendalam siswa terhadap suatu materi. Tidak seperti pilihan ganda, soal esai memberikan ruang bagi siswa untuk mengekspresikan jawaban mereka secara lebih luas dan terstruktur, sehingga guru dapat melihat sejauh mana penguasaan siswa terhadap konsep yang diajarkan (Pradani & Suadaa, 2023). Namun, penilaian esai secara manual memiliki sejumlah tantangan signifikan, antara lain waktu koreksi yang lama, konsistensi antarpenilai yang rendah, dan risiko bias subjektivitas dalam menilai tulisan siswa (Lahitani, 2022; Mardiana & Risnanto, 2022). Dalam konteks pembelajaran modern dan meningkatnya beban kerja guru, kebutuhan akan sistem penilaian otomatis yang cepat dan objektif menjadi sangat relevan.

Kemajuan teknologi di bidang *Natural Language Processing (NLP)* telah memungkinkan pengembangan sistem penilaian esai otomatis atau *Automated Essay Scoring (AES)*, salah satunya dengan metode Latent Semantic Analysis (LSA). Teknik statistik ini yang digunakan untuk mengukur kemiripan semantik antar-teks dengan memetakan kata-kata dalam dokumen ke dalam ruang vektor berdimensi rendah menggunakan *Singular Value Decomposition (SVD)* (Omran & Aziz, 2021). LSA bekerja dengan mengasumsikan bahwa kata-kata yang memiliki makna serupa akan sering muncul dalam konteks yang sama, sehingga mampu mendeteksi kesamaan makna antara jawaban siswa dan kunci jawaban guru tanpa harus memahami struktur kalimat secara eksplisit (Mihajlov, 2023). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa LSA efektif untuk memproses teks dalam jumlah besar secara efisien, serta memberikan nilai kedekatan makna berdasarkan *cosine similarity* yang cukup akurat.

Beberapa penelitian dalam lima tahun terakhir menunjukkan bahwa LSA dapat diterapkan secara praktis dalam berbagai konteks penilaian esai, termasuk untuk bahasa Indonesia. Sianturi et al. (2023) melaporkan bahwa penerapan LSA pada peringkasan artikel berita berbahasa Indonesia menghasilkan akurasi tinggi, yang menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu menangkap inti informasi dalam teks secara efektif. Mihajlov (2023) dalam penelitiannya menunjukkan bahwa sistem penilaian esai berbasis LSA yang mereka kembangkan mencapai presisi 0,73 dan recall 1,00, dengan F1-score sebesar 0,85, menunjukkan kinerja yang kuat meskipun menggunakan dataset yang terbatas. Sementara itu, penelitian lokal oleh Ratna et al. (2021) dengan sistem penilaian esai otomatis menunjukkan bahwa LSA yang diterapkan dengan pendekatan *multi-level keyword* dapat menghasilkan kesesuaian skor dengan guru lebih dari 86%, mengindikasikan potensi nyata sistem ini dalam konteks pendidikan di Indonesia. Keunggulan utama LSA adalah efisiensinya yang tinggi dalam pengolahan semantik dan ketahanannya terhadap variasi sintaksis dalam jawaban siswa.

Dalam penelitian ini, penulis tidak membandingkan secara langsung hasil penilaian sistem LSA dengan penilaian guru maupun metode penilaian otomatis lain karena keterbatasan data, tetapi lebih menekankan pada pengujian efektivitas, kepraktisan, dan konsistensi dari sistem LSA yang dibangun. Penilaian dilakukan terhadap jawaban siswa SMA pada lipma soal esai, dengan hasil pengolahan berbasis nilai kemiripan antara jawaban siswa dan kunci jawaban guru. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi sejauh mana LSA dapat memberikan hasil yang konsisten saat diuji ulang, serta apakah sistem ini cukup praktis untuk digunakan dalam skala kelas sebagai solusi terhadap permasalahan penilaian manual yang subjektif dan memakan waktu. Dengan begitu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam penerapan teknologi semantik untuk evaluasi pembelajaran di Indonesia.

Penelitian ini terletak pada penerapan metode Latent Semantic Analysis (LSA) secara menyeluruh untuk penilaian esai dalam Bahasa Indonesia, dengan dukungan pustaka Sastrawi sebagai library pemrosesan bahasa alami yang khusus dirancang untuk Bahasa Indonesia. Hal ini memungkinkan sistem untuk memahami dan memproses teks siswa secara penuh tanpa perlu konversi ke bahasa asing. Selain itu, sistem yang dikembangkan memungkinkan guru dan siswa untuk langsung mengunggah soal, kunci jawaban, serta jawaban siswa dalam format PDF, dan sistem akan menilai otomatis tanpa campur tangan manual, menggunakan hasil dari cosine similarity. Fokus penelitian juga diarahkan pada penilaian esai untuk soal ujian berbasis pengetahuan, bukan hanya esai naratif atau karangan bebas seperti yang umum dijumpai dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Pendekatan ini menjadikan sistem lebih relevan untuk kebutuhan pendidikan formal di sekolah.

### Rumusan Masalah

1. Bagaimana mengukur tingkat kemiripan antara jawaban siswa dan kunci jawaban menggunakan metode *latent semantic analysis*?
2. Bagaimana sistem penilaian esai otomatis ini dapat memberikan hasil penilaian yang akurat dan efisien?
3. Bagaimana melakukan prapemrosesan teks (preprocessing) untuk meningkatkan kualitas analisis teks pada jawaban esai siswa dan kunci jawaban?

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metoda Latent Semantic Analysis (LSA) sebagai pendekatan utama untuk menilai kemiripan makna antara jawaban siswa dan kunci jawaban guru dalam bentuk teks esai. LSA dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis hubungan semantik laten antar kata dan dokumen, bahkan ketika struktur atau kosakata antar jawaban berbeda.

### Pengumpulan data

Data dalam penelitian ini diperoleh dari guru dan kuesioner soal kimia level SMA berupa jawaban esai siswa dan satu set kunci jawaban dari guru. Setiap dokumen dianalisis berdasarkan isi teksnya untuk menentukan tingkat kemiripan semantik antara jawaban siswa dan kunci. Dokumen-dokumen tersebut merupakan hasil evaluasi pembelajaran berbasis uraian, dan digunakan sebagai dasar utama dalam penelitian sistem penilaian otomatis ini.

### Text Preprocessing

Untuk melakukan penilaian esai secara otomatis, diterapkan serangkaian tahapan pemrosesan teks, yang meliputi beberapa langkah utama sebagaimana dijelaskan oleh Lahitani (2022). Tahapan tersebut terdiri atas:

1. *Case Folding*, mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) guna menyamakan format dan menghindari perbedaan makna akibat kapitalisasi.
2. *Tokenizing*, pemisahan teks menjadi unit kata dengan menghapus tanda baca seperti titik, koma, dan simbol lainnya. Proses ini bertujuan untuk menyisakan kata-kata inti yang relevan, serta menghilangkan karakter non-kata dan spasi ganda.
3. *Stopwords*, menghapus kata yang umum dalam Bahasa Indonesia yang frekuensinya tinggi namun tidak berkontribusi secara makna, seperti “dan”, “yang”, “adalah”, dan lain-lain. Pada penelitian ini, daftar stopword diambil dari pustaka Sastrawi, yang memang disesuaikan untuk Bahasa Indonesia.
4. *Stemming*, yaitu mengembalikan kata-kata turunan ke bentuk dasarnya (kata dasar). Misalnya, kata “menggunakan” akan dikembalikan menjadi “guna”, atau “penilaian” menjadi “nilai”. Dengan melakukan stemming, variasi bentuk kata dapat disatukan ke bentuk yang lebih umum sehingga meningkatkan akurasi dalam perhitungan kemiripan teks.

### Representasi TF-IDF

Tahap selanjutnya dalam proses adalah mengubah teks menjadi bentuk numerik menggunakan pendekatan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). TF-IDF merupakan teknik statistik yang digunakan untuk menilai seberapa penting sebuah kata dalam suatu dokumen, dengan mempertimbangkan frekuensi kata tersebut di seluruh kumpulan dokumen. Melalui metode ini, sistem dapat mengidentifikasi dan memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata yang paling relevan dalam konteks jawaban siswa, serta mengurangi pengaruh kata-kata yang muncul terlalu sering namun kurang bermakna secara semantik (Mardiana & Risnanto, 2022).

- Term Frequency (TF) mengukur seberapa sering kata muncul dalam dokumen.
- Inverse Document Frequency (IDF) menunjukkan seberapa penting kata tersebut muncul dalam dokumen.

$$TF - IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

$$f(t, d)$$

$$TF(t, d) = \frac{f(t, d)}{\sum f(t', d)}$$

$$N$$

$$IDF(t) = \log \left( \frac{N}{df(t)} \right)$$

- $f(t, d)$  menyatakan frekuensi kata  $t$  dalam dokumen  $d$
- $\sum f(t', d)$  menunjukkan jumlah seluruh frekuensi kata dalam dokumen  $d$
- $N$  adalah jumlah total dokumen
- $df(t)$  adalah jumlah dokumen yang mengandung kata

Karena data dalam penelitian ini berupa jawaban esai yang tidak terlalu panjang, dilakukan penyesuaian terhadap skema pembobotan TF-IDF untuk meningkatkan sensitivitas terhadap variasi semantik dalam teks pendek. Dalam teks singkat, kata-kata penting sering kali hanya muncul satu kali, sehingga perhitungan standar TF-IDF dapat menghasilkan bobot yang sangat kecil dan kurang merefleksikan makna esensial. Penyesuaian ini bertujuan agar sistem mampu mengenali makna yang relevan meskipun panjang dokumen terbatas (Mihajlov, 2023).

### Latent semantic analysis

Latent Semantic Analysis (LSA) merupakan pendekatan matematis dalam pemrosesan bahasa alami yang digunakan untuk menangkap makna laten teks dengan menganalisis hubungan semantik antar kata dan dokumen. Pendekatan ini memanfaatkan teknik representasi vektor dan manipulasi matriks untuk mengenali pola kemunculan kata dalam korpus secara keseluruhan (Salloum, Khan, & Shaalan, 2020). Teknik ini berlandaskan pada hipotesis distribusional, yaitu bahwa kata-kata yang sering muncul dalam konteks yang sama cenderung memiliki makna yang berkaitan. Berdasarkan prinsip ini, LSA menggunakan representasi vektor dan statistik kemunculan kata untuk mengungkap hubungan semantik antar kata dalam dokumen (Treder, Mayor-Torres, & Teufel, 2020). Melalui pendekatan ini, LSA tidak hanya mempertimbangkan kemunculan kata secara langsung, tetapi juga pola kemunculan kata-kata yang berkaitan dalam korpus dokumen secara keseluruhan (Mihajlov, 2023; Omran & Aziz, 2021).

Inti dari proses LSA adalah dekomposisi matriks representasi kata-dokumen yang diperoleh dari bobot TF-IDF menggunakan *Singular Value Decomposition* (SVD). SVD memecah matriks asli menjadi tiga komponen: matriks  $U$  yang mewakili dokumen, matriks diagonal  $\Sigma$  yang memuat nilai-nilai singular, dan transpos dari matriks  $V$  yang mewakili kata-kata.

Secara matematis, proses ini dinyatakan sebagai:

$$A = U \cdot \Sigma \cdot V^T$$

A = matriks asli (contoh, matriks TF-IDF)

U = matriks ortogonal (representasi dokumen)

$\Sigma$  = matriks diagonal berisi nilai singular (singular values)

$V^T$  = transpose dari matriks ortogonal lainnya (representasi kata)

Namun, karena ukuran matriks TF-IDF sering kali sangat besar, dilakukan teknik reduksi dimensi yang dikenal sebagai Truncated SVD. Teknik ini hanya mempertahankan sebagian nilai singular terbesar, yang secara empiris dianggap memuat informasi semantik paling relevan, sekaligus menghilangkan noise. Reduksi dimensi ini penting untuk menyederhanakan komputasi dan meningkatkan keakuratan dalam perhitungan kemiripan teks (Sianturi et al., 2023).

Setelah diperoleh representasi vektor berdimensi rendah dari setiap dokumen, langkah selanjutnya dalam proses LSA adalah mengukur derajat kemiripan antara vektor jawaban siswa dan vektor kunci jawaban. Pengukuran ini dilakukan menggunakan Cosine Similarity, yaitu metode yang menghitung sudut kosinus antara dua vektor. Nilai cosine similarity berkisar antara 0 (tidak mirip sama sekali) hingga 1 (sangat mirip), dan secara umum digunakan untuk menilai kesamaan semantik dalam representasi berbasis vektor.

Rumus Cosine Similarity adalah:

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{A \cdot B}{\|A\| \times \|B\|}$$

- A adalah vektor dokumen pertama (jawaban guru)
- B adalah vektor dokumen kedua (jawaban siswa)
- $\cdot$  adalah operasi dot product
- $\|\cdot\|$  adalah norma (panjang) vektor.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini memanfaatkan data sejumlah dokumen berupa jawaban guru sebagai referensi (kunci jawaban) dan beberapa file jawaban siswa, dianalisis secara bertahap berdasarkan tahapan implementasi kode serta visualisasi yang mendukung evaluasi performa sistem. Berikut merupakan beberapa contoh data yang telah kita uji dari jumlah 100 data jawaban:

Tabel 1. Kunci Jawaban dan Jawaban Murid

Kunci Jawaban Guru	Jawaban 3 Siswa
Soal 1 Ilmu Kimia adalah cabang dari ilmu fisik yang mempelajari tentang susunan, struktur, sifat, dan perubahan materi. Ilmu kimia meliputi topik-topik seperti sifat-sifat atom, cara atom membentuk ikatan kimia untuk menghasilkan senyawa kimia, interaksi zat-zat melalui gaya antarmolekul yang menghasilkan sifat-sifat umum dari materi, dan interaksi antar zat melalui reaksi kimia untuk	Murid 1 Ilmu kimia adalah ilmu yang meripelajari perubahan zat. Materi adalah segala sesuatu yang memiliki massa dan menempati ruang. Materi: unsur, senyawa, campuran

Kunci Jawaban Guru	Jawaban 3 Siswa
membentuk zat-zat yang berbeda.	
Murid 2	Ilmu kimia adalah cabang ilmu pengetahuan yang mempelajari tentang susunan, struktur, sifat, dan perubahan materi. Ilmu ini juga melibatkan pemahaman tentang bagaimana zat-zat berinteraksi satu sama lain dalam reaksi kimia
Murid 3	Ilmu kimia adalah cabang ilmu pengetahuan alam yang mempelajari sifat, struktur, komposisi, dan perubahan materi atau zat. Kimia juga meneliti bagaimana zat-zat berinteraksi satu sama lain, bagaimana mereka terbentuk, serta energi yang terlibat dalam proses-proses tersebut.

### Ekstraksi dan *text preprocessing*

Proses dimulai dengan pengumpulan data berupa dokumen dalam format PDF yang berisi kunci jawaban dari guru dan jawaban siswa. File guru hanya terdiri dari satu dokumen, sedangkan siswa terdiri dari beberapa file. Dengan menggunakan pustaka PyMuPDF, teks dari setiap dokumen berhasil diekstraksi dan melalui tahap *text preprocessing*.

Tabel 2. *Text Preprocessing* Jawaban Murid

Proses yang Dilakukan	Hasil
Murid 1 Ilmu kimia adalah ilmu yang meripelajari perubahan zat. Materi adalah segala sesuatu yang memiliki massa dan menempati ruang. Materi: unsur, senyawa, campuran	Ilmu kimia meripelajari perubahan zat. Materi memiliki massa menempati ruang. Materi: unsur, senyawa, campuran
Murid 2 Ilmu kimia adalah cabang ilmu pengetahuan yang mempelajari tentang susunan, struktur, sifat, dan perubahan materi. Ilmu ini juga melibatkan pemahaman tentang bagaimana zat-zat berinteraksi satu sama lain dalam reaksi kimia	ilmu kimia cabang ilmu pengetahuan pelajar susun struktur sifat ubah materi ilmu uji pemahaman tentang zat interaksi satu lain reaksi kimia
Murid 3 Ilmu kimia adalah cabang ilmu pengetahuan alam yang mempelajari sifat, struktur, komposisi, dan perubahan materi atau zat. Kimia juga meneliti bagaimana zat-zat berinteraksi satu sama lain, bagaimana mereka terbentuk, serta energi yang terlibat dalam proses-proses tersebut.	ilmu kimia cabang ilmu pengetahuan alam pelajari sifat struktur komposisi ubah materi zat kimia teliti zat interaksi satu lain bentuk energi libat proses

Tabel 3. *Text Preprocessing* Kunci Jawaban

<i>Proses yang Dilakukan</i>	<i>Hasil</i>
Ilmu Kimia adalah cabang dari ilmu fisik yang mempelajari tentang susunan, struktur, sifat, dan perubahan materi. Ilmu kimia meliputi topik-topik seperti sifat-sifat atom, cara atom membentuk ikatan kimia untuk menghasilkan senyawa kimia, interaksi zat-zat melalui gaya antarmolekul yang menghasilkan sifat-sifat umum dari materi, dan interaksi antar zat melalui reaksi kimia untuk membentuk zat-zat yang berbeda.	ilmu kimia cabang ilmu fisik pelajar susun struktur sifat ubah materi topik sifat atom cara atom bentuk ikat kimia hasil senyawa kimia interaksi zat gaya antarmolekul hasil sifat umum materi interaksi antar zat reaksi kimia bentuk zat beda

### Pembobotan kata

Setelah dilakukan perhitungan Term Frequency dari masing-masing jawaban siswa, akan diterapkan kedalam soal penelitian yang dipakai berada di dalam pemrosesan data dapat dilihat menjadi hasil TF-IDF menggunakan matriks seperti di (**Tabel 3.4**). Hal ini mencerminkan tingkat kesesuaian antara jawaban siswa dengan model jawaban guru.

Tabel 4. 5 Bobot Kata TF-IDF Guru dan Murid Pertama

<i>Token</i>	<i>TF Guru</i>	<i>TF Murid</i>	<i>IDF (log N/DF)</i>	<i>W Guru (TF × IDF)</i>	<i>W Murid (TF × IDF)</i>
ilmu	0.0476	0.1250	-0.4055	-0.0193	-0.0507
kimia	0.1190	0.0625	-0.4055	-0.0482	-0.0253
materi	0.0476	0.1250	-0.4055	-0.0193	-0.0507
ubah	0.0238	0.0625	-0.4055	-0.0097	-0.0253
zat	0.0238	0.0625	-0.4055	-0.0097	-0.0253
senyawa	0.0238	0.0625	-0.4055	-0.0097	-0.0253

Tabel 5. Data SVD dan TF-IDF untuk Analisis Semantik  
*Karakteristik Corpus*

Vocabulary size	64 kata unik
TF-IDF Matrix shape	(4, 64) (1 guru + 3 siswa)
Komponen SVD	k = 2 dimensi
Truncated SVD result shape	(2, 2)
Top TF-IDF terms (Guru)	zat (0.347), sifat (0.347), kimia (0.347).

### Pengukuran kemiripan dan skoring

Hasil dari cosine similarity menunjukkan nilai kemiripan antara jawaban guru dan siswa berkisar antara 0.70 hingga 0.75. Berdasarkan skala penilaian yang diterapkan A untuk  $\geq 0.90$ , B untuk  $\geq 0.80$ , C untuk  $\geq 0.70$ , dan seterusnya. Hasil dapat dilihat di (**Tabel 6**).

Tabel 6. Hasil Skoring dengan Cosine Similarity

<i>Kunci Jawaban</i>	<i>Jawaban Murid</i>	<i>Cosine Similarity</i>
ilmu kimia cabang ilmu fisik pelajar susun struktur sifat ubah materi topik	Ilmu kimia meripelajari perubahan zat. Materi memiliki massa menempati ruang.	<b>0.7698</b>

<i>Kunci Jawaban</i>	<i>Jawaban Murid</i>	<i>Cosine Similarity</i>
sifat atom cara atom bentuk ikat kimia hasil senyawa kimia interaksi zat gaya antarmolekul hasil sifat umum materi interaksi antar zat reaksi kimia bentuk zat beda	Materi: unsur, senyawa, campuran ilmu kimia cabang ilmu pengetahuan pelajar susun struktur sifat ubah materi ilmu uji pemahaman tentang zat interaksi satu lain reaksi kimia	<b>0.8703</b>
	ilmu kimia cabang ilmu pengetahuan alam pelajari sifat struktur komposisi ubah materi zat kimia teliti zat interaksi satu lain bentuk energi libat proses	<b>0.8806</b>

The screenshot shows a 'Dashboard' interface with a 'Upload Details' section. It lists five uploaded files with their names, upload dates, times, grades, and status (all marked as 'Very Good').

File Name	Date	Time	Grade	Status
jawaban_2	5/24/2025	15.17	A (0.9768)	Very Good
jawaban_3	5/24/2025	15.17	B (0.887)	Good
kelompok7	5/24/2025	15.17	A (0.956)	Very Good
orang2	5/24/2025	15.17	A (0.9601)	Very Good
orang8	5/24/2025	15.17	A (0.9238)	Very Good

Gambar 1. Halaman Dashboard Program

The screenshot shows an 'UploadItIn' application interface. On the left, there's a sidebar with 'Upload' and 'OTHER' buttons, and links for 'Help', 'Settings', and 'Logout'. The main area is titled 'Dashboard' and contains a 'Upload Details' table. A central modal window is open, titled 'Upload Files', with fields for 'File Jawaban (DOCX, PDF, TXT)' and 'File Murid (DOCX, PDF, TXT) (Multiple)'. Both fields have 'Choose File' buttons and show 'No file chosen'. Below these fields is a large blue 'Upload' button.

Gambar 2. Halaman Upload Jawaban

## Keterbatasan sistem

- Ketergantungan pada library Sastrawi: Sistem terlalu bergantung kepada kualitas stemming dan stopword removal library Sastrawi yang mungkin tidak bisa untuk memakai bahasa Inggris.
- Penanganan kata majemuk: Sistem kurang dalam menangani kata majemuk bahasa Indonesia secara khusus
- Normalisasi teks terbatas: Hanya menghapus karakter non-alphanumeric, tidak menangani singkatan, typo, atau variasi penulisan.
- Tidak bisa memakai angka dan hitungan ke dalam sistem: Sistem menghapus angka dan tanda baca lainnya, sehingga *Essay Grading* ini hanya cocok dalam bentuk tulisan, misalnya: Sejarah, Kimia(teori tulisan), Biologi, PKN, dst.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa sistem penilaian esai otomatis menggunakan metode Latent Semantic Analysis (LSA) sangat menjanjikan dalam mengukur kemiripan makna antara jawaban siswa dan kunci jawaban guru. Dengan menggabungkan teknik TF-IDF, SVD, dan cosine similarity, sistem mampu memberikan penilaian yang konsisten, objektif, dan akurat, bahkan saat siswa menggunakan variasi kata yang berbeda.

Proses preprocessing yang efektif, seperti penghilangan kata tidak penting dan stemming membantu sistem fokus pada inti makna teks. Dari segi penerapan, sistem ini terbukti praktis untuk skala kelas karena mampu menilai puluhan jawaban secara otomatis. Namun, beberapa keterbatasan masih ada, seperti keterbatasan dalam mengenali kata majemuk, singkatan, dan angka yang penting di pelajaran eksak. Secara keseluruhan, sistem ini layak dipertimbangkan sebagai alat bantu dalam penilaian esai, terutama untuk mendukung penilaian yang lebih efisien dan adil di dunia pendidikan.

Saran untuk Pengembangan Sistem:

- Tingkatkan modul preprocessing agar bisa mengenali kata majemuk, singkatan, dan typo secara otomatis.
- Kembangkan dukungan untuk bahasa lain agar sistem lebih fleksibel dan bisa dipakai di berbagai konteks pendidikan.
- Tambahkan kemampuan untuk mengenali informasi numerik dan rumus, khususnya untuk pelajaran seperti matematika dan sains.

## Ucapan Terima Kasih (*Acknowledgement*)

Tim peneliti mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing yaitu Ibu Viny Christanti Mawardi, S.Kom., M.Kom. Dan juga kepada guru yang telah memberikan data soal beserta jawaban murid, serta seluruh masyarakat yang telah membantu menjawab soal yang kami uji untuk keperluan data jawaban murid.

## REFERENSI

- Arfiadi, Y. & Hadi, MNS. (2006). Continuous bounded controller for active control of structures. *Computers and Structures*, 84, 798-807.
- Sarraf, M. & Bruneau, M. (1998). "Ductile seismic retrofit of steel deck-truss bridges, II: Design applications". *J. Struct. Engrg.*, 124(11), 1263-1271.
- Chamidah, N., Santoni, M. M., Irminda, H. N., Astriratma, R., & Yulnelly, Y. (2022). Penilaian esai pendek otomatis berdasarkan similaritas semantik dengan SBERT. *Techno.Com*, 21(4), 173–182.

- Lahitani, A. R. (2022). Automated Essay Scoring menggunakan Cosine Similarity pada Penilaian Esai Multi Soal. *Jurnal Kajian Ilmiah*, 22(2), 107–118.
- Mihajlov, T. (2023). Automatic Student Answer Assessment Using LSA. *Proceedings of the First ConTenNTS Workshop*, 36–44. [https://doi.org/10.26615/978-954-452-090-8\\_005](https://doi.org/10.26615/978-954-452-090-8_005)
- Mardiana, M. I., & Risnanto, S. (2022). Penggunaan Consine Similarity dalam Penilaian Jawaban Ujian Esai Otomatis. Prosiding SoBAT 4, Universitas Sangga Buana, Bandung.
- Omran, A. M. B., & Aziz, M. J. A. (2021). Syntactically Enhanced LSA Methods in Automatic Essay Grading Systems for Short Answers. *Proceedings of ICCEMS*, 412–418.
- Pradani, K. A., & Suadaa, L. H. (2023). Automated Essay Scoring menggunakan Semantic Textual Similarity berbasis Transformer untuk Penilaian Ujian Esai. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(6), 1177–1184. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023107338>
- Ratna, A. A. P., Purnamasari, P. D., & Adhi, B. A. (2015). SIMPLE-O: The Essay Grading System for Indonesian Language Using LSA Method with Multi-Level Keywords. *Proceedings of The Asian Conference on Society, Education & Technology 2015*. IAFOR.
- Sianturi, M. H. F., Ridok, A., & Santoso, E. (2023). Peringkasan Teks Otomatis menggunakan Metode Latent Semantic Analysis pada Artikel Berita Ekonomi berbahasa Indonesia. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(5), 2589–2596.
- Salloum, S. A., Khan, R., & Shaalan, K. (2020). A survey of semantic analysis approaches. *ResearchGate*.[https://www.researchgate.net/publication/340099721\\_A\\_Survey\\_of\\_Semantic\\_Analysis\\_Approaches](https://www.researchgate.net/publication/340099721_A_Survey_of_Semantic_Analysis_Approaches)
- Treder, M. S., Mayor-Torres, J., & Teufel, C. (2020). *Deriving visual semantics from spatial context: An adaptation of LSA and Word2Vec to generate object and scene embeddings from images*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2009.09384>