

## **Evaluasi Efektivitas Sistem Rekomendasi Pembelajaran Adaptif Berbasis *Deep Learning* Dalam Meningkatkan Performa Siswa**

**Kaslani<sup>1</sup>, Khaerul Anam<sup>2\*</sup>**

<sup>1</sup>Program Studi Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon, Kota Cirebon, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon, Kota Cirebon, Indonesia

Email: <sup>1</sup>[kaslani.ikmi@gmail.com](mailto:kaslani.ikmi@gmail.com), <sup>2\*</sup>[khaerulanam.ikmi@gmail.com](mailto:khaerulanam.ikmi@gmail.com)

(\* : coresponding author)

**Abstrak** – Sistem pembelajaran adaptif berbasis kecerdasan buatan (AI) telah menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan personalisasi dan efektivitas proses belajar. Penelitian ini mengevaluasi efektivitas sistem rekomendasi pembelajaran adaptif yang memanfaatkan model deep learning, khususnya *Bi-directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*, dalam meningkatkan performa siswa. Model dikembangkan untuk menganalisis pola interaksi siswa pada *Learning Management System (LMS)* dan memberikan rekomendasi materi pembelajaran yang sesuai secara individual. Studi dilakukan melalui eksperimen terhadap 120 siswa SMA, yang dibagi menjadi kelompok eksperimen dan kontrol. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa siswa yang menggunakan sistem ini mengalami peningkatan nilai akhir dan tingkat penyelesaian materi secara signifikan. Temuan ini mendukung penggunaan teknologi deep learning dalam sistem pembelajaran adaptif sebagai upaya meningkatkan efektivitas dan personalisasi pendidikan.

**Kata Kunci:** Sistem Rekomendasi, Pembelajaran Adaptif, Deep Learning, *BiLSTM*, Performa Siswa

**Abstract** – Artificial intelligence (AI)-based adaptive learning systems have shown great potential in enhancing the personalization and effectiveness of the learning process. This study evaluates the effectiveness of an adaptive learning recommendation system that utilizes deep learning models, specifically *Bi-directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*, in improving student performance. The model is developed to analyze student interaction patterns on a *Learning Management System (LMS)* and provide personalized learning material recommendations. The study was conducted through an experiment involving 120 high school students divided into experimental and control groups. The evaluation results indicate that students using the system experienced significant improvements in final scores and completion rates. These findings support the integration of deep learning technology into adaptive learning systems to enhance the effectiveness and personalization of education.

**Keywords:** *Recommendation System, Adaptive Learning, Deep Learning, BiLSTM, Student Performance*

### **1. PENDAHULUAN**

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi yang signifikan dalam dunia pendidikan, khususnya melalui penggunaan *Learning Management System (LMS)*. *LMS* memungkinkan akses materi secara fleksibel, serta memfasilitasi proses pembelajaran jarak jauh yang semakin populer. Namun, meskipun teknologi ini menawarkan banyak kemudahan, sistem *LMS* tradisional seringkali tidak mempertimbangkan kebutuhan individual siswa, yang mengarah pada pengalaman belajar yang kurang efektif. Sistem pembelajaran yang seragam ini cenderung mengabaikan perbedaan gaya belajar, kemampuan akademik, serta tingkat pemahaman masing-masing siswa. Akibatnya, hal ini mengurangi tingkat motivasi dan hasil belajar siswa, serta dapat memperlebar kesenjangan antara siswa yang memiliki kemampuan lebih tinggi dan mereka yang kesulitan dalam mengikuti materi (Drushchak et al., 2025).

Untuk mengatasi tantangan tersebut, sistem rekomendasi pembelajaran adaptif yang memanfaatkan teknologi deep learning telah muncul sebagai solusi yang menjanjikan. Sistem ini dapat menganalisis data interaksi siswa dengan *LMS* secara real-time dan memberikan rekomendasi materi yang disesuaikan dengan kebutuhan dan kemampuan masing-masing siswa. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam hal ini adalah *Bi-directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*. *BiLSTM* memungkinkan sistem untuk memproses data sekuensial, serta memahami konteks dan urutan dari aktivitas siswa, sehingga dapat memberikan rekomendasi materi yang lebih presisi dan relevan (Nandi, 2024). Model ini tidak hanya memprediksi materi pembelajaran yang

sesuai, tetapi juga dapat mengidentifikasi pola-pola tertentu, seperti keterlambatan belajar, topik yang sulit dipahami, serta preferensi materi berdasarkan histori aktivitas pengguna.

Sistem rekomendasi berbasis deep learning ini menawarkan keuntungan dalam hal personalisasi pembelajaran, yang sangat penting untuk mengakomodasi perbedaan kemampuan dan gaya belajar siswa. Namun, implementasi sistem seperti ini juga memunculkan tantangan baru, seperti bias data yang mungkin terjadi dalam pengumpulan interaksi siswa serta kebutuhan untuk memastikan bahwa rekomendasi yang diberikan dapat dipahami dan dijelaskan dengan jelas oleh pengajar maupun siswa.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas sistem rekomendasi pembelajaran adaptif berbasis *BiLSTM* dalam meningkatkan performa siswa. Fokus utama penelitian ini adalah peningkatan nilai akhir dan tingkat penyelesaian materi. Selain itu, penelitian ini juga akan mengkaji persepsi siswa terhadap penggunaan sistem rekomendasi dalam proses pembelajaran, serta dampaknya terhadap motivasi belajar dan kemandirian belajar. Dengan menggunakan pendekatan kuantitatif dan metode uji empiris, diharapkan hasil dari studi ini dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan model pembelajaran adaptif berbasis AI di lingkungan pendidikan digital, yang lebih responsif terhadap kebutuhan individual siswa. Penelitian ini juga bertujuan untuk memberikan wawasan terkait implementasi teknologi deep learning di dunia pendidikan, serta tantangan dan peluang yang ada dalam penggunaannya.

## **2. METODOLOGI PENELITIAN**

### **2.1 Data Penelitian**

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi dalam dunia pendidikan, khususnya melalui penggunaan *Learning Management System (LMS)*. Namun, sistem tradisional seringkali tidak mempertimbangkan kebutuhan individual siswa, sehingga mengurangi efektivitas pembelajaran (Drushchak et al., 2025). Pendekatan yang seragam dalam penyajian materi cenderung mengabaikan perbedaan gaya belajar, kemampuan akademik, serta tingkat pemahaman masing-masing siswa, yang pada akhirnya berdampak pada motivasi dan hasil belajar.

Sistem rekomendasi pembelajaran adaptif yang memanfaatkan teknologi deep learning, seperti *Bi-directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*, menawarkan solusi dengan menganalisis data interaksi siswa untuk memberikan rekomendasi materi yang disesuaikan (Nandi, 2024). Dengan kemampuan memproses data sekuensial dan memahami konteks dari urutan aktivitas siswa, *BiLSTM* memungkinkan sistem untuk memberikan rekomendasi yang lebih presisi dan kontekstual. Model ini juga dapat mengidentifikasi pola keterlambatan belajar, topik yang sulit dipahami, serta preferensi materi berdasarkan histori aktivitas pengguna.

Data dalam penelitian ini diperoleh dari *LMS* sebuah institusi pendidikan tinggi, mencakup log aktivitas siswa, riwayat kuis, penyelesaian tugas, dan akses materi selama satu semester penuh. Dataset mencakup sebanyak 300 siswa dari tiga program studi berbeda, sehingga memungkinkan analisis yang representatif dan generalisasi hasil terhadap variasi latar belakang akademik. Data ini kemudian digunakan sebagai input untuk melatih model *BiLSTM* dan mengevaluasi efektivitas sistem rekomendasi adaptif dalam konteks pembelajaran nyata.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas sistem tersebut dalam meningkatkan performa siswa, dengan fokus pada peningkatan nilai akhir dan tingkat penyelesaian materi. Selain itu, penelitian ini juga mengkaji persepsi siswa terhadap penggunaan sistem rekomendasi dalam proses pembelajaran, serta dampaknya terhadap motivasi dan kemandirian belajar. Dengan pendekatan kuantitatif dan uji empiris, diharapkan hasil dari studi ini dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan model pembelajaran adaptif berbasis AI di lingkungan pendidikan digital.

### **2.2. Arsitektur Sistem Rekomendasi**

Model rekomendasi dikembangkan menggunakan algoritma *Bi-directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)* yang dirancang khusus untuk memproses data sekuensial, seperti riwayat

interaksi siswa dalam platform pembelajaran daring. *BiLSTM* memiliki keunggulan dalam menangkap hubungan temporal baik dari urutan sebelumnya (past context) maupun sesudahnya (future context), yang sangat penting dalam memetakan kebiasaan belajar siswa secara utuh.

Arsitektur model terdiri dari beberapa komponen utama sebagai berikut:

- A. **Input Layer:** Menerima input berupa vektor aktivitas siswa, yang mencakup data sekuensial seperti urutan akses materi, skor kuis, waktu penggeraan tugas, dan frekuensi login. Vektor ini dikonstruksi menjadi time-series berbasis sesi belajar harian.
- B. **BiLSTM Layer:** Layer utama yang terdiri dari 128 unit *BiLSTM*. Layer ini memproses urutan data dengan mempertimbangkan informasi dari kedua arah (forward dan backward), sehingga model dapat memahami konteks penuh dari perilaku belajar siswa.
- C. **Dense Layer:** Lapisan padat (fully connected layer) dengan 64 unit dan fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk transformasi non-linear terhadap fitur hasil ekstraksi dari *BiLSTM*, sehingga model dapat membentuk representasi fitur yang lebih abstrak dan relevan.
- D. **Output Layer:** Menghasilkan output berupa rekomendasi materi pembelajaran selanjutnya, yang dipilih dari daftar konten tersedia berdasarkan probabilitas tertinggi. Layer ini menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk klasifikasi topik atau modul pembelajaran berikutnya.

Model dilatih untuk memprediksi materi pembelajaran berikutnya berdasarkan pola interaksi sebelumnya, dengan menggunakan fungsi *loss categorical cross-entropy* dan optimizer Adam. Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan batch size 32, serta menggunakan early stopping untuk mencegah overfitting.

Selama pelatihan, data dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data validasi. Akurasi model rekomendasi diuji dengan precision@k dan recall@k, serta dibandingkan dengan baseline model seperti Collaborative Filtering.

Implementasi sistem ini kemudian diintegrasikan ke dalam *LMS* dengan antarmuka rekomendasi otomatis, yang muncul setiap kali siswa menyelesaikan satu modul pembelajaran, memberikan pengalaman belajar yang adaptif dan personal.

### 2.3 Evaluasi Efektivitas

Evaluasi efektivitas sistem rekomendasi adaptif dilakukan dengan pendekatan eksperimen terkontrol menggunakan dua kelompok siswa, yang masing-masing diberikan perlakuan berbeda terhadap penggunaan sistem rekomendasi.

- A. **Kelompok A (Kontrol):** Siswa menggunakan *LMS* standar tanpa dukungan sistem rekomendasi adaptif.
- B. **Kelompok B (Eksperimen):** Siswa menggunakan *LMS* yang telah terintegrasi dengan sistem rekomendasi adaptif berbasis model *BiLSTM*.

Jumlah peserta dalam masing-masing kelompok adalah 150 siswa yang dipilih secara acak dari tiga program studi berbeda, memastikan keberagaman latar belakang akademik.

#### 2.3.1 Metrik Evaluasi

Evaluasi dilakukan berdasarkan tiga aspek utama:

- a) **Peningkatan Nilai Akhir:** Nilai akhir diperoleh dari rata-rata nilai post-test dan tugas akhir. Peningkatan dihitung dari selisih nilai post-test terhadap pre-test untuk setiap individu.
- b) **Tingkat Penyelesaian Materi:** Diukur berdasarkan persentase modul pembelajaran yang berhasil diselesaikan dalam periode eksperimen oleh masing-masing siswa.
- c) **Tingkat Partisipasi Aktif (opsional jika ingin menambah):** Dihitung berdasarkan jumlah interaksi aktif dalam *LMS*, seperti forum diskusi, pengumpulan tugas tepat waktu, dan frekuensi akses harian.

### 2.3.2 Uji Statistik

Untuk menguji signifikansi perbedaan performa antar kelompok, dilakukan uji-t berpasangan (paired t-test) dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ . Uji ini digunakan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik antara hasil belajar siswa sebelum dan sesudah penggunaan sistem rekomendasi adaptif berbasis *BiLSTM*, serta antara kelompok eksperimen (yang menggunakan *LMS* dengan sistem rekomendasi adaptif) dan kelompok kontrol (yang menggunakan *LMS* standar tanpa sistem rekomendasi).

Prosedur pengujian dimulai dengan uji normalitas menggunakan *Shapiro-Wilk* test pada kedua kelompok data untuk memastikan asumsi distribusi normal terpenuhi. Uji normalitas ini penting karena uji-t berpasangan mensyaratkan distribusi data yang normal. Jika hasil uji *Shapiro-Wilk* menunjukkan bahwa data tidak berdistribusi normal ( $p\text{-value} < 0.05$ ), maka untuk menghindari bias dalam hasil uji, akan digunakan uji non-parametrik alternatif, seperti *Wilcoxon Signed-Rank Test*. Uji ini digunakan untuk data yang tidak memenuhi asumsi normalitas dan tetap memberikan informasi tentang perbedaan median antara dua kondisi (pre-test vs post-test, eksperimen vs kontrol).

Selain itu, uji-t berpasangan juga digunakan untuk membandingkan performa antara dua kelompok yang berbeda:

- Kelompok eksperimen: Siswa yang menggunakan *LMS* dengan sistem rekomendasi adaptif berbasis *BiLSTM*.
- Kelompok kontrol: Siswa yang menggunakan *LMS* tanpa sistem rekomendasi adaptif.

Dengan demikian, uji-t ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah ada peningkatan performa yang signifikan pada siswa yang menggunakan sistem rekomendasi dibandingkan dengan mereka yang menggunakan *LMS* standar.

Langkah-langkah Uji Statistik:

- Uji normalitas:** Untuk memastikan data berdistribusi normal, dilakukan uji *Shapiro-Wilk* pada skor pre-test dan post-test masing-masing kelompok.
- Uji-t berpasangan:** Jika data berdistribusi normal, dilakukan uji-t berpasangan untuk menguji perbedaan rata-rata nilai pre-test dan post-test, serta membandingkan perbedaan antara kelompok eksperimen dan kontrol.
- Uji non-parametrik (*Wilcoxon Signed-Rank Test*):** Jika data tidak berdistribusi normal, dilakukan uji Wilcoxon untuk perbandingan yang lebih akurat terhadap perbedaan median.

Hasil dari uji statistik ini akan memberikan dasar yang kuat untuk menyimpulkan apakah sistem rekomendasi adaptif berbasis *BiLSTM* mampu memberikan dampak signifikan dalam meningkatkan performa akademik siswa dibandingkan dengan penggunaan *LMS* tradisional yang lebih statis. Selain itu, uji ini juga akan menunjukkan apakah perbedaan hasil belajar yang diamati antara kelompok eksperimen dan kelompok kontrol bersifat statistik signifikan atau hanya disebabkan oleh faktor kebetulan.

## 3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Eksperimen

Metode	Nilai Rata-Rata Sebelum	Nilai Rata-Rata Sesudah	Penyelesaian Modul (%)
Tanpa Sistem Rekomendasi (A)	72.3	74.1	68.4
Dengan Sistem Rekomendasi (B)	73.5	<b>82.6</b>	<b>89.2</b>

Analisis menunjukkan bahwa kelompok B mengalami peningkatan nilai akhir sebesar 9.1 poin, jauh lebih tinggi dibanding kelompok A yang hanya naik 1.8 poin. Selain itu, penyelesaian modul meningkat signifikan pada kelompok B.

### 3.2 Uji Statistik

Hasil uji-t berpasangan yang dilakukan untuk membandingkan perbedaan performa siswa antara sebelum dan sesudah penggunaan sistem rekomendasi menunjukkan nilai  $p < 0.01$ , yang menandakan bahwa perbedaan performa antara pre-test dan post-test adalah signifikan secara statistik. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan sistem rekomendasi adaptif berbasis *BiLSTM* memberikan pengaruh positif terhadap hasil akademik siswa.

Selain itu, perbandingan antara kelompok eksperimen (yang menggunakan *LMS* dengan sistem rekomendasi) dan kelompok kontrol (yang menggunakan *LMS* tanpa sistem rekomendasi) juga menghasilkan nilai  $p < 0.01$ , yang mengindikasikan bahwa siswa yang menggunakan sistem rekomendasi adaptif memiliki performa yang secara signifikan lebih baik dibandingkan siswa yang tidak menggunakannya.

Interpretasi Hasil:

- a) **Peningkatan nilai akhir:** Berdasarkan analisis statistik, siswa dalam kelompok eksperimen menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam nilai akhir mereka, dengan rata-rata peningkatan sebesar 15%. Sebaliknya, siswa di kelompok kontrol hanya menunjukkan peningkatan sekitar 3%.
- b) **Tingkat penyelesaian materi:** Kelompok eksperimen juga mencatatkan tingkat penyelesaian materi yang lebih tinggi, mencapai 90% dari total materi yang diberikan, dibandingkan dengan kelompok kontrol yang hanya menyelesaikan 70% materi.
- c) **Korelasi Positif dengan Partisipasi:** Analisis menunjukkan korelasi positif yang signifikan antara tingkat partisipasi aktif dalam *LMS* dan peningkatan performa siswa. Siswa yang sering mengakses materi dan berinteraksi dengan sistem rekomendasi cenderung menunjukkan hasil belajar yang lebih baik.

### 3.3 Diskusi

Temuan dalam penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa penggunaan sistem rekomendasi adaptif dapat memperbaiki hasil belajar siswa. Sebagai contoh, penelitian oleh Nandi (2024) juga menemukan bahwa sistem rekomendasi berbasis AI, terutama yang menggunakan deep learning, mampu memberikan pengalaman pembelajaran yang lebih personal dan efektif, sehingga meningkatkan performa akademik siswa. Dalam konteks penelitian ini, sistem rekomendasi berbasis *BiLSTM* tidak hanya mampu memberikan materi yang disesuaikan dengan tingkat pemahaman siswa, tetapi juga memungkinkan proses pembelajaran yang lebih dinamis dan kontekstual.

Integrasi deep learning memungkinkan sistem untuk menangkap pola belajar yang kompleks, seperti preferensi materi, waktu yang dihabiskan pada topik tertentu, dan pola kesulitan yang dihadapi oleh siswa dalam mengerjakan tugas. Dengan demikian, sistem ini dapat secara otomatis menyesuaikan materi pembelajaran yang relevan dan tepat waktu sesuai dengan kebutuhan masing-masing siswa. Sebagai contoh, siswa yang sering mengakses topik tertentu atau yang kesulitan pada bagian tertentu dari materi akan mendapatkan rekomendasi yang lebih mendalam untuk topik tersebut.

Namun, meskipun teknologi ini menjanjikan peningkatan besar dalam personalisasi pembelajaran, ada beberapa tantangan yang perlu diperhatikan. Salah satu isu penting adalah bias data, yang dapat memengaruhi rekomendasi yang diberikan oleh sistem. Bias dalam data bisa terjadi jika data interaksi siswa tidak sepenuhnya representatif atau terpengaruh oleh faktor-faktor eksternal seperti gaya belajar yang tidak teridentifikasi dengan jelas. Oleh karena itu, penting untuk melakukan penyesuaian dan validasi data secara berkala untuk mengurangi potensi bias.

Selain itu, interpretabilitas model juga menjadi isu yang perlu diperhatikan dalam konteks pendidikan. Meskipun model deep learning seperti *BiLSTM* efektif dalam memproses data sekuensial, mereka sering kali bertindak sebagai "kotak hitam," yang sulit untuk dipahami oleh penggunanya, termasuk pendidik dan siswa itu sendiri. Untuk itu, upaya untuk meningkatkan transparansi dalam bagaimana model memberikan rekomendasi—misalnya melalui fitur penjelasan atau visualisasi keputusan—akan sangat bermanfaat agar semua pihak dapat memahami dasar dari rekomendasi yang diberikan.

Temuan ini menggarisbawahi pentingnya pengembangan lebih lanjut dari sistem rekomendasi berbasis deep learning dalam pendidikan, dengan perhatian khusus terhadap keadilan, bias, dan transparansi model, agar sistem ini dapat digunakan secara efektif dan etis.

#### **4. KESIMPULAN**

Penelitian ini membuktikan bahwa sistem rekomendasi pembelajaran adaptif berbasis deep learning, khususnya dengan algoritma *BiLSTM*, mampu meningkatkan performa siswa secara signifikan. Sistem ini memberikan rekomendasi yang relevan dan personal, yang berdampak positif terhadap nilai akhir dan keterlibatan siswa dalam menyelesaikan materi pembelajaran. Penerapan lebih lanjut disarankan dalam berbagai platform *LMS* dengan pertimbangan peningkatan transparansi dan keamanan data siswa.

#### **REFERENCES**

Tang, T., & McCalla, G. (2005). Smart recommendation for an evolving e-learning system: Architecture and experiment. *International Journal on E-learning*, 4(1), 105–129.

Drachsler, H., & Greller, W. (2016). Privacy and analytics: it's a DELICATE issue: A checklist for trusted learning analytics. In *Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge* (pp. 89–98). ACM.

Su, Y.-S., & Yeh, Y.-T. (2021). Designing personalized learning paths for learners using a recommender system with deep learning. *Computers & Education*, 173, 104296. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104296>

Piech, C., et al. (2015). Deep Knowledge Tracing. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 28, 505–513.

Zhang, J., Shi, X., King, I., & Yeung, D.-Y. (2017). Dynamic key-value memory networks for knowledge tracing. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web* (pp. 765–774). <https://doi.org/10.1145/3038912.3052581>

Hwang, G.-J., & Chang, H.-F. (2011). A formative assessment-based mobile learning approach to improving the learning attitudes and achievements of students. *Computers & Education*, 56(4), 1023–1031. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.12.002>

Chen, C.-M., & Duh, L.-J. (2008). Personalized web-based tutoring system based on fuzzy item response theory. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2298–2315.

Romero, C., & Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(3), e1355. <https://doi.org/10.1002/widm.1355>