# MboisRek: AI Agenik untuk Rekomendasi Berita Generatif dan Konsumsi Non-Linier

**Tubagus Mohammad Akhriza[1], Dwi Safiroh Utsalina[2]**

[1,2]S1 Sistem Informasi, STMIK PPKIA Pradnya Paramita – STIMATA – Malang

E-mail: akhriza@stimata.ac.id*[1], utsalina@stimata.ac.id[2]

**Abstrak**. Portal berita daring umumnya menyajikan artikel berdasarkan urutan waktu publikasi, sehingga artikel lama secara bertahap kehilangan visibilitas meskipun substansinya masih relevan. Penelitian ini mengembangkan MboisRek (*Sistem Rekomendasi Media Berita Online-Inteligen*), prototipe sistem rekomendasi berita generatif berbasis AI agenik dan Retrieval-Augmented Generation (RAG). Berbeda dengan *chatbot* konvensional yang hanya merespons permintaan pengguna, AI agenik pada MboisRek berorientasi pada misi eksplorasi berita dengan mengorkestrasi *workflow*, memanfaatkan sumber pengetahuan, dan secara proaktif memberikan rekomendasi kontekstual untuk mendorong eksplorasi serta retensi pembaca. Prototipe dikembangkan dan diuji dalam lingkungan *living-lab* bersama mitra media daring Blok-A.com. Komponen AI agenik dan orkestrasi *workflow* berbasis n8n ditempatkan pada server terpisah, sementara antarmuka disajikan sebagai *floating AI widget* pada jaringan *multisite* mitra. Evaluasi difokuskan pada validasi Tingkat Kesiapterapan Teknologi (TKT) level 5. Hasil menunjukkan lima dari sembilan indikator TKT-5 telah tervalidasi, mencakup implementasi pada lingkungan target, arsitektur perangkat lunak, integrasi sistem, dan kebutuhan antarmuka. Sistem berjalan *real-time* dengan lebih dari seribu interaksi pembaca dalam 30 hari terakhir. Penelitian ini berkontribusi pada pergeseran paradigma penemuan berita dari linier-kronologis berbasis publikasi editor menjadi non-*linear* berbasis minat pembaca, direalisasikan melalui kombinasi jalur rekomendasi berbasis kemiripan konten, personalisasi riwayat baca, popularitas kolektif pembaca, dan ajakan proaktif AI agenik, serta didukung oleh perbandingan langsung dengan urutan kronologis asli portal mitra dan evaluasi awal Hit Rate@5 terhadap log interaksi pembaca riil yang menunjukkan tingkat keterlibatan klik rata-rata sebesar 79,9%.

**Kata Kunci:** Rekomendasi berita generatif; Agen AI; retrieval-augmented generation (RAG); Tingkat kesiapterapan teknologi; hilirisasi dan industrialisasi riset

**Abstract.** Online news portals generally present articles in chronological order of publication, causing older articles to gradually lose visibility despite remaining substantively relevant. This study develops MboisRek (*Intelligent Online News Media Recommendation System*), a generative news recommendation prototype based on agentic AI and *Retrieval-Augmented Generation* (RAG). Unlike conventional chatbots that merely respond to user requests, the agentic AI in MboisRek is oriented toward a news exploration mission by orchestrating workflows, utilizing knowledge sources, and proactively providing contextual recommendations to encourage news exploration and reader retention. The prototype was developed and tested in a living-lab environment with the online media partner Blok-A.com. The agentic AI components and n8n-based workflow orchestration were deployed on a separate server, while the user interface was implemented as a floating AI widget across the partner's multisite network. The evaluation focused on evidence-based validation at Technology Readiness Level (TRL) 5. The results show that five of the nine TRL-5 indicators have been validated, covering implementation

in the target environment, software architecture, system integration, and interface requirements. The system operates in real time and recorded more than one thousand reader interactions over the last 30 days. This study contributes to a paradigm shift in news discovery from *linear-chronological, editor-based discovery* toward *non-linear, reader-intent-based discovery*, realized through a combination of content-similarity, reading-history personalization, collective-popularity, and proactive agentic-AI recommendation pathways, and supported by direct comparison against the partner portal's original chronological ordering as well as a preliminary Hit Rate@5 evaluation of real reader interaction logs, indicating an average click-engagement rate of 79.9%.

**Keywords:** Generative news recommendation; AI agent; retrieval-augmented generation (RAG); technology readiness level; research commercialization and industrialization

## 1. Pendahuluan

Portal berita daring pada umumnya menyajikan artikel berdasarkan urutan waktu publikasi. Artikel terbaru memperoleh visibilitas tertinggi, sedangkan artikel sebelumnya secara bertahap bergeser dari halaman utama dan semakin sulit ditemukan. Pola linier-kronologis tersebut efektif untuk menyajikan berita terkini, tetapi kurang mendukung eksplorasi kembali artikel yang masih relevan dengan kebutuhan pembaca. Akibatnya, nilai informasi dan potensi pemanfaatan ulang artikel jurnalistik dapat berkurang bukan karena substansinya telah usang, melainkan karena visibilitasnya menurun seiring bertambahnya artikel baru—persoalan yang juga berkaitan dengan keberlanjutan model bisnis media sebagai entitas dengan banyak pemangku kepentingan [1].

Permasalahan tersebut bukan semata-mata berkaitan dengan pencarian berita, melainkan penemuan dan eksplorasi pengetahuan jurnalistik. Portal berita sesungguhnya memiliki himpunan artikel yang dapat dipandang sebagai repositori pengetahuan, tetapi mekanisme aksesnya masih berorientasi pada kata kunci, kategori, dan kronologi. Perkembangan kecerdasan arifisial generatif (*Generative Artificial Intelligence*), Model bahasa besar (*Large Language Model* (LLM)), dan *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) [2], [3], membuka peluang untuk mengubah pola tersebut melalui pemahaman semantik, pencarian berbasis makna, dan generasi respons berdasarkan maksud serta konteks kebutuhan informasi pembaca.

Penelitian ini mengembangkan MboisRek (MBOI-SREK: Sistem Rekomendasi Media Berita Online-Inteligen), yaitu prototipe sistem rekomendasi berita generatif berbasis Agen AI dan RAG. Berbeda dengan *chatbot* berbasis RAG yang terutama merespons pertanyaan pengguna, MboisRek dirancang sebagai Agen AI yang berorientasi pada misi eksplorasi berita. Agen tidak hanya mengambil artikel yang relevan, tetapi juga mengorkestrasi pencarian, memanfaatkan konteks interaksi, dan memberikan rekomendasi untuk mendorong pembaca menemukan informasi terkait.

Pendekatan tersebut merealisasikan pergeseran paradigma penemuan berita dari pola linier-kronologis yang berpusat pada urutan publikasi redaktur menuju pola non-linier yang berpusat pada maksud dan kebutuhan pembaca. Non-linearitas diwujudkan melalui beberapa jalur penemuan berita yang saling melengkapi, meliputi pencarian berdasarkan kemiripan semantik dengan riwayat baca, berita terbaru yang dipersonalisasi berdasarkan konteks, ajakan eksplorasi proaktif dari Agen AI, serta rekomendasi berdasarkan popularitas kolektif pembaca. Dengan demikian, portal berita dapat bertransformasi dari sekadar repositori artikel menjadi basis pengetahuan jurnalistik yang dapat dieksplorasi secara kontekstual.

Prototipe MboisRek dikembangkan dalam lingkungan *living-lab* bersama mitra media daring Blok-A.com. Untuk menjaga pengembangan tetap tidak mengganggu infrastruktur produksi mitra, komponen Agen AI dan orkestrasi alur kerja ditempatkan pada server terpisah, sedangkan antarmuka dikembangkan sebagai *floating AI widget* yang diakses melalui portal mitra. Orkestrasi berbasis n8n mengintegrasikan basis data artikel, penyimpanan vektor, proses pencarian, Agen AI, dan pencatatan

interaksi pengguna. Pada tahap prototipe ini, basis pengetahuan dibatasi pada artikel yang direkam selama tahun 2026.

Artikel ini merupakan salah satu luaran penelitian Hibah Hilirisasi Riset Prioritas Pengujian Model 2026. Evaluasi tahap kemajuan difokuskan pada validasi prototipe dalam lingkungan yang relevan untuk mendukung capaian Tingkat Kesiapterapan Teknologi Level 5 (TKT-5) bidang teknologi perangkat lunak. Kontribusi awal penelitian ini meliputi: (1) arsitektur Agen AI berbasis RAG yang terintegrasi secara non-intrusif ke ekosistem infrastruktur dan CMS media daring tanpa memodifikasi infrastruktur produksi mitra; dan (2) bukti awal kesiapterapan TKT-5 yang divalidasi pada lingkungan operasional *living-lab*, didukung data interaksi pembaca riil dari sistem yang telah berjalan secara langsung. Hasil tahap ini menjadi dasar pengembangan MboisRek menuju agen yang tidak hanya merespons permintaan pembaca, tetapi juga secara proaktif mendorong eksplorasi pengetahuan jurnalistik yang relevan.

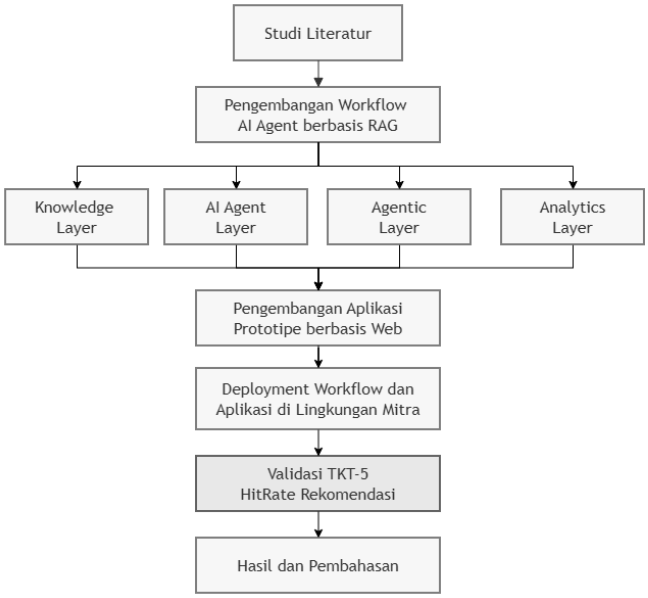
## 2. Metodologi

### *2.1. Alur Metode Penelitian*

Penelitian ini merupakan penelitian pengembangan prototipe yang bertujuan mengembangkan sistem rekomendasi berita generatif berbasis Agen AI dan RAG. Sebagaimana dijelaskan dalam Gambar 1, alur penelitian terdiri atas beberapa tahapan utama, yaitu studi literatur, pengembangan *workflow*, pengembangan aplikasi prototipe berbasis web, dan validasi prototipe.

Studi literatur dilakukan untuk memperoleh landasan konseptual dan praktikal yang memadai mengenai sistem rekomendasi, sistem rekomendasi berita, pendekatan generatif, RAG, dan Agen AI. Hasil studi literatur selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam merancang *workflow* dan arsitektur MboisRek. Tahap pengembangan *workflow* mencakup pembangunan mekanisme pengelolaan *knowledge base*, orkestrasi Agen AI, proses retrieval dan generasi rekomendasi, serta pencatatan interaksi pengguna. *Workflow* dikembangkan menggunakan platform n8n dan diintegrasikan dengan basis data artikel serta *vector store*. Selanjutnya, *workflow* diintegrasikan ke dalam aplikasi prototipe berbasis web yang menyediakan *AI Widget* sebagai antarmuka interaksi pengguna. Prototipe ditempatkan pada lingkungan server terpisah dari portal berita mitra untuk menjaga agar proses pengembangan dan pengujian tidak mengganggu infrastruktur portal produksi.

Validasi prototipe dilakukan melalui uji TKT level 5 berbasis bukti dan observasi langsung pada lingkungan *live*. Pengujian mencakup keterlaksanaan operasional sistem pada lingkungan yang relevan serta evaluasi Hit Rate@5 terhadap hasil rekomendasi yang ditampilkan melalui AI-widget untuk mengukur relevansi rekomendasi berdasarkan respons aktual pembaca.




**Gambar 1.** Alur metode penelitian

*2.2. Studi Literatur*

Sistem rekomendasi dapat dipahami sebagai sistem yang mengidentifikasi dan menyajikan item yang diperkirakan relevan terhadap kebutuhan, preferensi, atau konteks pengguna dari sejumlah item yang tersedia [4]. Dalam konteks berita, item yang direkomendasikan berupa artikel jurnalistik, sedangkan relevansi dapat ditentukan berdasarkan karakteristik artikel, preferensi pengguna, maupun perilaku dan konteks interaksi pengguna [5], [6].

Berdasarkan cara menghasilkan rekomendasi, metode rekomendasi dapat dikelompokkan secara umum menjadi pendekatan non-generatif (*discriminative*) dan pendekatan generatif. Pada pendekatan non-generatif, sistem melakukan proses pemilihan, prediksi, atau pemberian skor terhadap item kandidat untuk kemudian menentukan item yang direkomendasikan. Pendekatan ini mencakup metode konvensional seperti *association rule*, *content-based*, dan *collaborative-based filtering*, serta pendekatan berbasis *neural network* seperti Gated Recurrent Unit for Recommendation (GRU4Rec) dan berbagai model *session-based recommendation* lainnya [4]. Dengan demikian, karakteristik non-generatif tidak ditentukan oleh penggunaan atau tidak digunakannya *neural network*, tetapi oleh cara sistem menghasilkan rekomendasi melalui prediksi atau pemeringkatan item yang telah tersedia.

Perkembangan LLM kemudian memungkinkan sistem rekomendasi bergeser menuju pendekatan generatif, yaitu ketika rekomendasi dihasilkan melalui proses pemahaman bahasa alami, konteks, dan *intent* pengguna sebelum menghasilkan keluaran [7], [8]. Pada pendekatan ini, rekomendasi tidak semata-mata dipandang sebagai persoalan pemeringkatan item, tetapi sebagai proses menemukan, menjelaskan, dan menyajikan informasi yang relevan terhadap kebutuhan pengguna. Pergeseran ini memungkinkan pengguna menyampaikan kebutuhannya secara lebih fleksibel melalui bahasa alami, termasuk kebutuhan informasi yang bersifat abstrak atau kontekstual. Namun, penggunaan LLM secara langsung sebagai mesin rekomendasi menghadirkan tantangan berupa halusinasi, yaitu kemungkinan model menghasilkan informasi atau rekomendasi yang tidak didukung oleh sumber pengetahuan yang tersedia [9]. Risiko tersebut menjadi semakin penting pada domain berita karena sistem harus merujuk pada artikel yang benar-benar terdapat dalam *corpus* berita, bukan semata-mata pada pengetahuan parametrik LLM. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme yang dapat menghubungkan kemampuan generatif LLM dengan sumber pengetahuan eksternal yang aktual.

Salah satu pendekatan yang digunakan untuk tujuan tersebut adalah RAG, yang menggabungkan proses retrieval terhadap sumber pengetahuan eksternal dengan proses generation oleh LLM [9]–[11]. Sebelum menghasilkan respons, sistem mencari dokumen yang relevan berdasarkan masukan pengguna dan menggunakan dokumen tersebut sebagai konteks bagi LLM. Dengan demikian, keluaran generatif memiliki dasar informasi yang berasal dari *knowledge base* yang dapat dikendalikan dan diperbarui. RAG tidak sepenuhnya menghilangkan kemungkinan halusinasi, tetapi meningkatkan *grounding* respons terhadap sumber pengetahuan eksternal dan mengurangi ketergantungan sistem pada pengetahuan parametrik LLM. Pendekatan RAG sesuai untuk sistem rekomendasi berita karena *corpus* berita bersifat dinamis dan terus bertambah. Artikel baru dapat ditambahkan ke *knowledge base* dan direpresentasikan dalam *vector store* tanpa memerlukan pelatihan ulang LLM. Proses retrieval kemudian memungkinkan sistem menemukan artikel berdasarkan kemiripan semantik terhadap kebutuhan pengguna, termasuk artikel yang tidak memiliki kesamaan kata secara eksplisit dengan *query*.

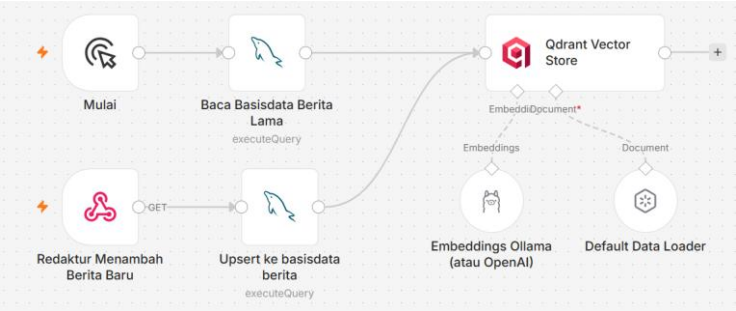
Perkembangan selanjutnya adalah mengintegrasikan RAG dengan Agen AI atau pendekatan *agentic* AI (kecerdasan artifisial agenik) [10], [11]. Sebagai agen, LLM tidak hanya digunakan untuk menghasilkan respons akhir, tetapi dapat berperan dalam menentukan langkah yang diperlukan, menggunakan *tools*, memanfaatkan *memory*, dan mengorkestrasi beberapa proses untuk mencapai misi tertentu. Lebih lanjut, sistem yang agenik akan memicu aktivitas untuk memastikan misi dimaksud dapat tercapai. Dengan demikian, sistem rekomendasi berbasis agen dapat melakukan lebih dari sekadar retrieval dokumen dan menghasilkan jawaban.

### *2.3. Pengembangan Workflow*

MboisRek dikembangkan menggunakan *workflow* berbasis n8n yang berfungsi sebagai mekanisme orkestrasi antara portal berita, basis data artikel, *vector store*, Agen AI, dan antarmuka *AI Widget*. Secara arsitektural, *workflow* dikelompokkan ke dalam empat lapisan utama, yaitu *Knowledge Layer*, *AI Agent Layer*, *Agentic Layer* dan *Analytics Layer*. Platform n8n diimplementation untuk mengotomasi *workflow* di semua lapirsan, karena sifatnya yang open-source namun handal dan stabil [12], [13].

#### *2.3.1. Knowledge Layer*

*Knowledge Layer* merupakan lapisan yang menyediakan pengetahuan berita yang digunakan oleh Agen AI. Lapisan ini mengintegrasikan basis data artikel dengan *vector store*. *Workflow* untuk *knowledge layer* diilustrasikan dalam platform n8n seperti dalam Gambar 2, dimana basisdata berita digunakan untuk menyimpan data berita terstruktur, sedangkan representasi vektor berita digunakan untuk mendukung pencarian berdasarkan kemiripan semantik. Pada prototipe ini digunakan MySQL sebagai basis data artikel dan Qdrant sebagai *vector store*.



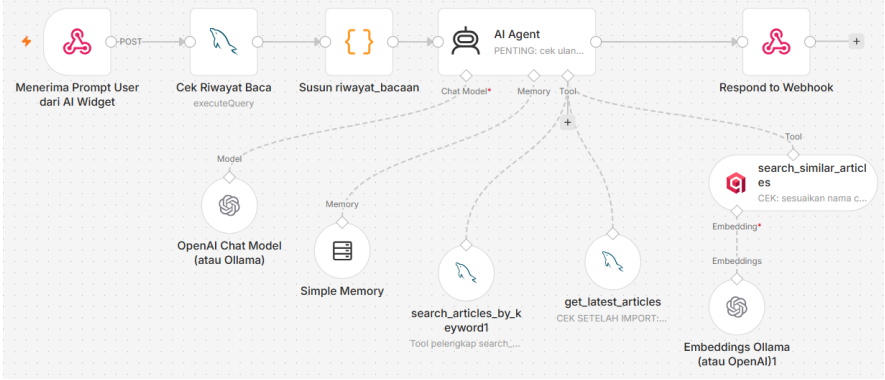

**Gambar 2.** Ilustrasi *Workflow* pada *Knowledge Layer*

*Knowledge Layer* memiliki dua mekanisme utama. Pertama, sinkronisasi artikel lama dilakukan untuk membangun *knowledge base* awal dari artikel yang telah tersedia dalam basis data. Artikel diproses menjadi representasi *embedding* sebelum disimpan pada Qdrant, menggunakan model text-*embedding* dari Ollama atau OpenAI [12]. Kedua, sinkronisasi artikel baru dilakukan melalui mekanisme *webhook* dari portal berita. Ketika artikel baru diterbitkan, informasi tersebut dikirimkan ke server Agen AI untuk

diproses dan ditambahkan ke *knowledge base*. Dengan mekanisme tersebut, *knowledge base* tidak hanya berisi artikel terbaru, tetapi mempertahankan artikel-artikel yang telah diterbitkan sebelumnya selama masih berada dalam *corpus* penelitian.

### *2.3.2. AI Agent Layer*

*AI Agent Layer* merupakan lapisan utama yang menangani interaksi pengguna dan proses generasi rekomendasi menggunakan mekanisme RAG. Pada *workflow* yang ditampilkan pada Gambar 3, permintaan pengguna diterima melalui *Webhook* yang menerima *prompt* pengguna dari *AI widget*. Informasi identitas sesi pengguna kemudian digunakan untuk mengambil riwayat baca dari pengguna dimaksud. Dalam implementasi prototipe, sistem mengambil sejumlah riwayat artikel terakhir dari basis data, menyusunnya menjadi konteks riwayat_bacaan, dan meneruskannya kepada Agen AI.




Gambar 3. Ilustrasi Worfklow *AI Agent Layer*

Agen AI menggunakan *Chat Model* (OpenAI, Ollama, dll.) sebagai model penalaran dan *Simple Memory* sebagai mekanisme penyimpanan konteks percakapan. Agen dilengkapi tiga *tool* yang menyediakan tiga jalur non-*linear* berbeda untuk penemuan berita—kemiripan semantik, kata kunci eksplisit, dan kebaruan yang dipersonalisasi riwayat baca—sebagai alternatif dari satu urutan *reverse*-kronologis tunggal yang lazim pada portal berita konvensional:

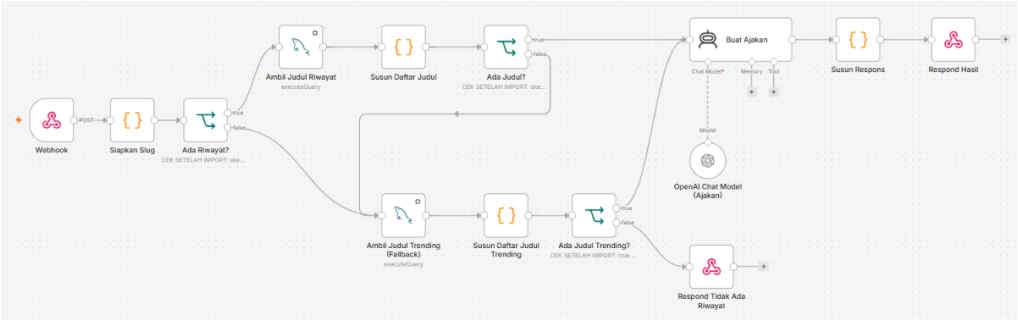
- search_similar_articles, untuk melakukan pencarian artikel berdasarkan kemiripan semantik pada *vector store* Qdrant. *Prompt* kontekstual yang dilayani oleh *tool* ini misalnya "berita mengenai AI Generative".
- search_articles_by_keyword, *tool* berupa SQL ke basisdata berita untuk melayani *prompt* pengguna yang meminta berita berbasis kata kunci. *Tool* ini berfungsi sebagai jalur cadangan (fallback): ketika *tool* search_similar_articles tidak menemukan hasil yang relevan pada Qdrant, Agen AI mengarahkan pencarian ke tool ini untuk mencari berita di basis data MySQL berdasarkan kategori yang berhasil diidentifikasi dari *prompt* pengguna.
- get_latest_articles, *tool* berupa SQL ke basisdata berita untuk melayani *prompt* pengguna yang "meminta berita terbaru"

Pada *workflow* yang ditampilkan, *tool* search_similar_articles terhubung dengan *embedding* Ollama atau OpenAI (berkaitan dengan model *embedding* saat membentuk vektor) untuk melakukan proses *semantic retrieval*. Hasil retrieval kemudian digunakan Agen AI sebagai konteks dalam menyusun respons rekomendasi. Setelah proses penalaran selesai, hasil dikirimkan kembali melalui *Respond to Webhook* dan ditampilkan kepada pengguna melalui *AI Widget*.

### *2.3.3. Agentic Layer*

*Agentic Layer* atau lapisan agenik merupakan lapisan yang menjalankan misi tertentu secara proaktif dengan memanfaatkan Agen AI. Pada MboisRek, salah satu misi agenik adalah mendorong retensi pembaca yang pada tahap selanjutnya diharapkan dapat meningkatkan *engagement* pengguna terhadap portal berita. Sesuai Gambar 4, pada prototipe ini, mekanisme agenik dipicu ketika terdapat kekosongan interaksi (*idle*) selama periode tertentu antara pengguna dan *AI Widget*.

Workflow ini menerima trigger dari webhook, menyiapkan slug, kemudian memeriksa riwayat baca pengguna. Jika riwayat tersedia, sistem mengambil judul artikel terkait; jika tidak tersedia atau artikelnya tidak lagi ditemukan, sistem menggunakan artikel trending sebagai jalur cadangan berdasarkan artikel yang paling banyak dibaca oleh seluruh pengguna. Judul dari salah satu jalur tersebut kemudian diteruskan ke AI Agent "Buat Ajakan" untuk menghasilkan kalimat ajakan eksplorasi yang dipersonalisasi. Hanya apabila riwayat baca dan data trending sama-sama tidak menghasilkan artikel, sistem merespons "Tidak Ada Riwayat" tanpa memanggil LLM. Kondisi terakhir ini berfungsi sebagai safety net untuk kasus khusus dan sangat jarang terjadi dalam operasional normal.

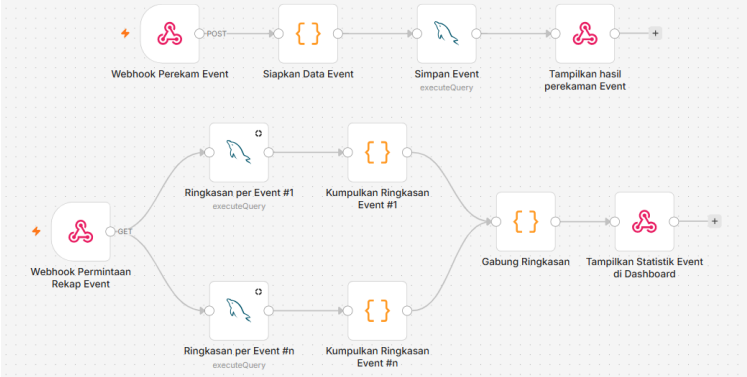



Gambar 4. Ilustrasi *Workflow Agentic Layer*

Agen AI menggunakan OpenAI/Ollama *Chat Model* untuk menyusun ajakan yang kemudian diproses dan dikirim ke *AI Widget*. Berbeda dari *chatbot* yang menunggu pertanyaan, *Agentic Layer* memungkinkan sistem memulai interaksi secara proaktif berdasarkan konteks perilaku pengguna, misalnya "Ada berita baru terkait X, mau lihat?". Mekanisme ini menjadi implementasi misi agenik MboisRek untuk mendorong eksplorasi *knowledge base* berita dan membentuk jalur penemuan non-linier yang diinisiasi sistem, bukan berdasarkan penelusuran berurutan oleh pembaca.

### *2.3.4. Analytics Layer*

*Analytics Layer* merupakan lapisan yang merekam aktivitas dan interaksi pengguna dengan *AI Widget* serta mengolahnya menjadi statistik penggunaan sistem. Setiap interaksi pengguna direpresentasikan sebagai *event*, sehingga aktivitas pada *AI Widget* dapat direkam secara terstruktur untuk kebutuhan analisis. Ilustrasi *workflow analytics layer* diberikan dalam Gambar 5. *Event* yang direkam dapat berasal dari berbagai bentuk interaksi, mulai dari *event* ke-1 hingga *event* ke-n, seperti klik pada *prompt* yang disarankan, pemilihan kategori berita, klik atau pembukaan tautan artikel hasil rekomendasi, maupun interaksi lain yang tersedia pada *AI Widget*. Setiap *event* dikirim ke server melalui *Webhook* Perekam *Event*, disiapkan sesuai struktur data yang diperlukan, kemudian disimpan ke MySQL. *Workflow* kedua digunakan untuk mengolah data *event* yang telah tersimpan. Permintaan rekapitulasi diterima melalui *Webhook* Permintaan Rekap *Event*, kemudian data setiap jenis *event* diringkas melalui proses Ringkasan per *Event* #1 sampai #n. Seluruh ringkasan tersebut kemudian dikumpulkan dan digabungkan untuk menghasilkan statistik penggunaan yang ditampilkan pada *Dashboard*.



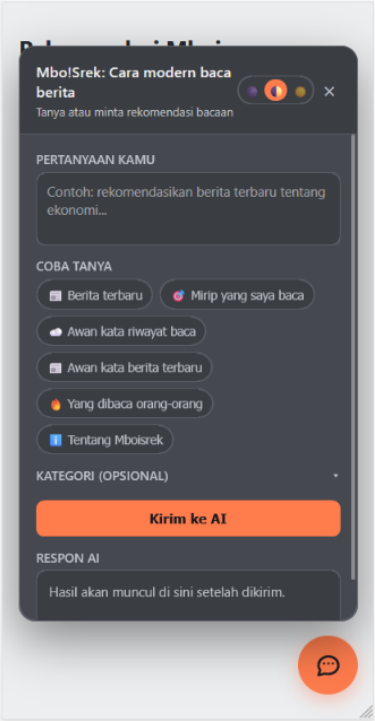

Gambar 5. *Workflow Analytics Layer*

Selain berfungsi merekam dan meringkas statistik untuk *dashboard*, data interaksi yang dikelola *Analytics Layer* juga dimanfaatkan langsung sebagai basis rekomendasi melalui *workflow* Berita *Trending*. Berbeda dengan *AI Agent Layer* yang bergantung pada penalaran Agen AI, *workflow* ini bersifat non-*agentic*: permintaan diterima melalui *Webhook*, parameter periode *trending* diatur, kemudian basis data artikel di-*query* langsung (tanpa keterlibatan LLM) untuk mengambil artikel yang paling banyak dibaca oleh pembaca lain pada periode tersebut, sebelum hasilnya disusun dan dikembalikan ke *AI Widget*. *Workflow* inilah yang melayani opsi saran *prompt* "Yang dibaca orang-orang", menghadirkan jalur non-*linear* ketiga—popularitas kolektif pembaca—yang melengkapi kemiripan konten dan personalisasi riwayat baca yang telah diuraikan sebelumnya, tanpa bergantung pada keputusan generatif Agen AI.

### *2.4. Pengembangan Aplikasi Web Prototipe*

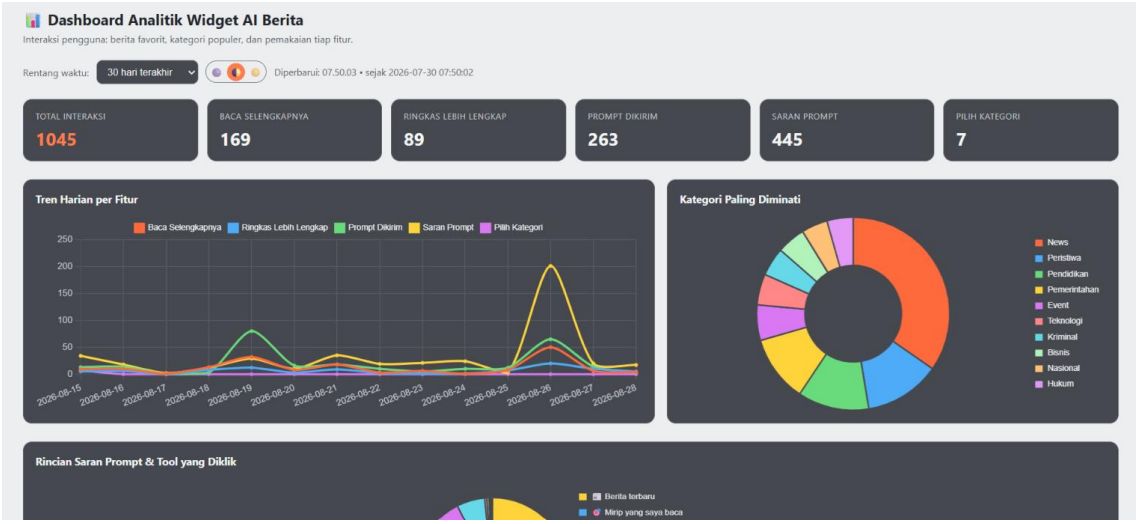
Dua aplikasi utama yang dibangun di tahap prototipe ini adalah, pertama *AI Widget* yang berupa *form* mengambang (*floating form*) yang menerima *prompt* pengguna dan menayangkan berita yang direkomendasi dalam bentuk *grid* satu kolom. Kedua, *dashboard* analitik yang menayangkan statistik dari interaksi pembacaan terhadap fasilitas yang disediakan MboisRek.

Tampilan dari *AI Widget* yang diakses dari *smartphone* diberikan pada Gambar 6, dimana gambar pertama menjelaskan fitur utama seperti area teks untuk memberikan pertanyaan (*prompt*), saran *prompt* (misalnya Berita terbaru dan Yang dibaca orang-orang), dan kategori, serta *button* untuk mengirim *prompt* ke *workflow* utama—opsi-opsi inilah yang merealisasikan akses pembaca ke berbagai jalur non-*linear* yang diuraikan pada Bagian 2.3. Gambar kedua menunjukkan realisasi *Agentic Layer* (Bagian 2.3.3): notifikasi ajakan eksplorasi yang dimunculkan secara proaktif oleh sistem berdasarkan riwayat baca pengguna, tanpa menunggu pertanyaan diajukan terlebih dahulu.




**Gambar 6.** Tampilan *AI Widget* di *Smartphone*

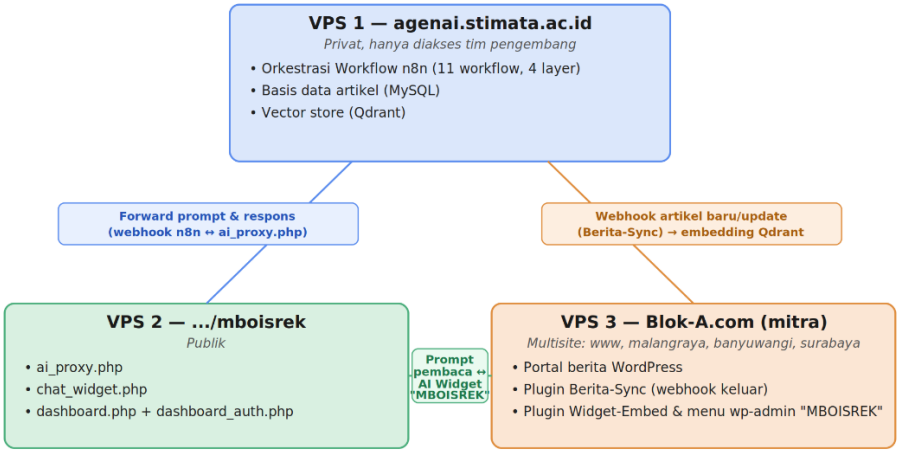
Tampilan aplikasi *dashboard* analitik ditunjukkan pada Gambar 7, yang menyajikan statistik deskriptif mengenai interaksi pengguna dengan berbagai fitur pada *AI Widget*. Pada bagian atas *dashboard* ditampilkan beberapa indikator utama yang meliputi jumlah total interaksi, jumlah klik Baca Selengkapnya, Ringkas Lebih Lengkap, *Prompt* Dikirim, Saran *Prompt*, dan Pilih Kategori. Indikator tersebut memberikan gambaran ringkas mengenai tingkat penggunaan masing-masing fitur. Selanjutnya, grafik tren harian menampilkan perkembangan interaksi berdasarkan jenis fitur yang digunakan, sedangkan grafik kategori menunjukkan kategori berita yang paling banyak diminati oleh pengguna. Pada bagian bawah ditampilkan diagram donat yang menggambarkan proporsi penggunaan masing-masing fitur, sehingga dapat terlihat fitur yang paling dominan dalam interaksi pengguna. *Dashboard* berguna bagi dewan redaktur dalam menyediakan informasi mengenai judul berita yang paling sering diklik serta *prompt* terbaru yang dikirimkan pengguna, sehingga memberikan gambaran lebih spesifik mengenai topik dan kebutuhan informasi yang dieksplorasi pembaca.



**Gambar 7.** Tampilan *Dashboard* Analitik

*2.5. Deployment Workflow dan Aplikasi*

Sejalan dengan pendekatan *living-lab* yang diuraikan pada Bagian 2.1, prototipe MboisRek dideploy pada tiga server *Virtual Private Server* (VPS) yang *live* dan saling tersinkronisasi, alih-alih pada lingkungan pengembangan lokal (*localhost*). VPS pertama, https://agenai.stimata.ac.id menjalankan seluruh orkestrasi *workflow* n8n dan hanya dapat diakses oleh tim pengembang. VPS kedua, https://prototipe.stimata.ac.id/mboisrek, menyediakan lapisan aplikasi berbasis PHP yang terdiri atas chat_widget.php (antarmuka *AI Widget*), ai_proxy.php (penghubung ke *webhook* n8n), serta *dashboard*.php yang dilindungi mekanisme *login* (dashboard_auth.php) bagi pengelola mitra. VPS ketiga adalah VPS milik Blok-A.com sendiri, yang menjalankan portal berita berbasis WordPress pada seluruh jaringan *multisite* mitra (www, malangraya, banyuwangi, surabaya).




**Gambar 8.** Arsitektur *Deployment* Gabungan Prototipe MboisRek — tiga VPS dan jalur integrasinya

Pada VPS ketiga milik Blok-A.com ditanamkan plugin WordPress kustom MboisRek yang menyediakan sejumlah fungsi pada sisi integrasi sistem, pembaca, dan pengelola:

a) Pada sisi integrasi, plugin disematkan pada aksi transition_post_status, sehingga setiap kali redaktur menerbitkan atau memperbarui artikel, metadata artikel—meliputi judul, isi, kategori, tanggal, dan tautan *permalink*—dikirimkan ke *webhook workflow* n8n pada VPS pertama secara *fire-and-forget*, tanpa menunggu respons dan dengan batas waktu 10 detik. Mekanisme ini menjaga agar proses publikasi redaksi tidak tertunda. Data selanjutnya diproses menjadi representasi *embedding* dan disimpan pada *vector store* Qdrant, sehingga basis pengetahuan MboisRek dapat diperbarui mengikuti alur publikasi redaksi secara *real-time*.

b) Pada sisi pembaca, plugin menghadirkan AI Widget MboisRek berupa ikon mengambang yang dapat dibuka menjadi formulir interaksi dan tampilan hasil rekomendasi. Widget dapat diminimalkan dan ditampilkan langsung pada halaman Blok-A.com tanpa mengubah tata letak situs maupun mengalihkan pembaca ke domain lain.

c) Pada sisi pengelola, plugin menambahkan menu khusus “MBOISREK” pada wp-admin yang menyediakan beberapa submenu, termasuk Dashboard untuk menampilkan analitik interaksi pembaca langsung pada antarmuka yang telah digunakan oleh tim redaksi dan IT mitra, serta Settings untuk melakukan pengaturan teknis. Pengaturan tersebut mencakup penyesuaian ukuran floating widget dan aktivasi mode trial. Dalam mode trial, widget hanya ditampilkan pada slug yang telah ditentukan, yaitu “stimata-mboisrek-news-recommendation-system”, untuk mendukung pengujian skala kecil (uji alfa). Sebaliknya, ketika mode trial tidak diaktifkan, widget dapat ditampilkan pada seluruh laman Blok-A.com untuk mendukung pengujian dalam skala lebih besar (uji beta). Hasil deployment plugin ini selanjutnya digunakan sebagai salah satu bukti utama dalam proses validasi TKT-5 pada Bagian 3.

### *2.6. Uji Validitas*

Uji validitas berbasis TKT level-5 dilakukan untuk menilai kesiapan prototipe perangkat lunak agar dapat diintegrasikan dan diuji pada lingkungan yang merepresentasikan kondisi penggunaan sebenarnya. Dalam penelitian ini, lingkungan tersebut diwujudkan melalui integrasi prototipe MboisRek dengan ekosistem portal berita mitra berbasis WordPress, yang mencakup server, basis data, dan plugin WordPress, serta *AI Widget* sebagai antarmuka interaksi pengguna. Instrumen validasi disusun mengacu pada indikator TKT-5 sebagaimana diatur dalam Panduan Hibah Penelitian Kemdiktisaintek [14]–[16], yang terdiri atas sembilan indikator utama, yaitu: a) implementasi prototipe sesuai lingkungan target; b) arsitektur perangkat lunak sistem selesai; c) kesiapan integrasi dengan sistem eksisting; d) kebutuhan antarmuka sistem diketahui; e) analisis kebutuhan antarmuka internal lengkap; f) eksperimen pada permasalahan nyata; g) algoritma berjalan pada (multi) prosesor di lingkungan operasional; h) simulasi antarmuka sistem eksisting; dan i) identifikasi pengaruh *cross-technology*. Namun validasi tahap pertama ini mencakup lima indikator awal (butir a–e), sedangkan empat indikator berikutnya akan divalidasi pada tahap kedua. Proses validasi dilakukan oleh tiga validator ahli yang mewakili aspek pengelolaan dan operasional sistem di pihak mitra, yaitu pimpinan perusahaan, pimpinan redaksi, manajer IT, dan manajer media sosial. Indikator pengujian pada tahap ini disajikan pada Tabel 1 sd. 5.

**Tabel 1.** Indikator 1 — Implementasi Prototipe Sesuai Lingkungan Target

| No | Indikator |
|---|---|
| **1** | Server n8n sudah live di VPS tersendiri (bukan localhost) |
| **2** | Server aplikasi prototipe (widget asisten AI) sudah live dan bisa diakses publik |
| **3** | Server dashboard statistik sudah live dan dilindungi login |
| **4** | Prototipe sudah terhubung ke seluruh jaringan multisite Blok-A.com |
| **5** | Plugin penghubung ke sistem redaksi sudah terpasang di sisi Blok-A.com |

**Tabel 2.** Indikator 2 — Arsitektur Perangkat Lunak Sistem Selesai

| No | Indikator |
|---|---|
| **1** | Seluruh 11 workflow otomatis sudah dibangun dan berjalan di 4 layer arsitektur |
| **2** | Layer Pengetahuan (2 workflow) sudah berjalan membentuk basis pengetahuan berita |
| **3** | Layer Agen AI (6 workflow) sudah berjalan mengorkestrasi jawaban asisten, ringkasan, word cloud, dan kategori berita |
| **4** | Layer Agenik (1 workflow) sudah berjalan mengirim notifikasi proaktif ke pembaca |
| **5** | Layer Analitik (2 workflow) sudah berjalan merekam interaksi dan menampilkan dashboard |

**Tabel 3.** Indikator 3 — Kesiapan Integrasi dengan Sistem Eksisting

| No | Indikator |
|---|---|
| **1** | Server n8n dan server aplikasi prototipe sudah terhubung & sinkron secara live |
| **2** | Prototipe sudah terintegrasi di seluruh situs multisite Blok-A.com |
| **3** | Plugin penghubung ke CMS mitra sudah terpasang dan berjalan live |

**Tabel 4.** Indikator 4 — Kebutuhan Antarmuka Sistem Diketahui

| No | Indikator |
|---|---|
| **1** | Kebutuhan interaksi pembaca dengan asisten AI sudah teridentifikasi dan terwujud |
| **2** | Kebutuhan tampilan word cloud minat baca sudah teridentifikasi dan terwujud |

| | |
|---|---|
| **3** | Kebutuhan antarmuka pemantauan (dashboard statistik) bagi pengelola sudah teridentifikasi dan terwujud |
| **4** | Kebutuhan notifikasi proaktif untuk retensi pembaca sudah teridentifikasi dan terwujud |

**Tabel 5.** Indikator 5 — Analisis Kebutuhan Antarmuka Internal Lengkap

| No | Indikator |
|---|---|
| **1** | Seluruh kebutuhan antarmuka pada 4 layer arsitektur sudah dipetakan ke 11 workflow |
| **2** | Pemetaan kebutuhan sudah terealisasi nyata di infrastruktur live, terverifikasi tim pengembang |
| **3** | Hasil pemetaan siap ditinjau dan divalidasi bersama manajemen Blok-A.com |

### *2.7. Dataset*

*Dataset* penelitian ini berupa korpus berita yang direkam ke dalam *knowledge base* MboisRek sepanjang tahun 2026, yaitu sejak 1 Januari hingga 30 Agustus 2026, dengan total data mencapai kurang lebih 3.500 judul berita. Proses perekaman data dilakukan melalui dua tahap. Tahap pertama adalah perekaman manual, di mana tim manajemen bidang IT mitra mengirimkan tabel basis data berita eksisting kepada tim peneliti. Selanjutnya, tim peneliti menjalankan *workflow* untuk melakukan proses *embedding* (vektorisasi) terhadap data tersebut dan menyimpannya ke dalam *vector store*. Tahap kedua adalah perekaman otomatis, yang berjalan secara berkesinambungan melalui alur *plugin* WordPress pada sisi mitra yang mengirimkan *webhook* setiap kali artikel baru diterbitkan, kemudian diteruskan ke *workflow embedding*, dan akhirnya disimpan ke dalam basis data vektor Qdrant. Dengan mekanisme dua tahap ini, korpus berita yang tersimpan pada *knowledge base* MboisRek mencakup baik data historis (berita lama) maupun data yang terus diperbarui secara *real-time* seiring publikasi artikel baru oleh mitra.

### *2.8. Evaluasi Hit Rate@5*

Selain validasi TKT-5 berbasis instrumen, penelitian ini juga melakukan evaluasi kuantitatif terhadap relevansi rekomendasi berdasarkan perilaku klik pembaca pada sistem yang berjalan *live*. Pemilihan metrik evaluasi mempertimbangkan karakteristik MboisRek sebagai sistem rekomendasi *online* dan *streaming*, di mana interaksi pengguna terjadi secara berkelanjutan tanpa himpunan data uji yang telah diketahui label relevansinya terlebih dahulu. Kondisi ini berbeda dengan pengujian metrik seperti Precision@K, Recall@K, atau *Discounted Cumulative Gain* yang mensyaratkan *ground truth* berupa item relevan yang telah diketahui untuk setiap *query*, sehingga kurang sesuai diterapkan secara langsung pada log interaksi alami yang bersifat implisit dan berkelanjutan. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan Hit Rate@K, metrik evaluasi implisit yang umum digunakan pada sistem rekomendasi *online* karena hanya memerlukan data interaksi aktual (klik) tanpa anotasi relevansi manual.

Hit Rate@5 dipilih dengan K=5 karena setiap *recommendation list* yang ditampilkan MboisRek—baik melalui fitur Berita Terbaru, Mirip yang Saya Baca, maupun Yang Orang-orang Baca—terdiri atas lima artikel (Bagian 2.3.2 dan 2.3.4). Suatu *recommendation list* dikategorikan sebagai *hit* apabila sedikitnya satu dari lima artikel yang direkomendasikan diklik oleh pembaca. Secara formal, Hit Rate@5 dihitung menggunakan persamaan berikut [4]:

$$HitRate@5 = \frac{N_{hit}}{N_{eval}} \times 100\% \quad (1)$$

Dengan $N_{\text{hit}}$ adalah jumlah *recommendation list* yang menghasilkan sedikitnya satu klik dari lima artikel yang direkomendasikan, sedangkan $N_{\text{eval}}$ adalah total *recommendation list* yang dievaluasi.

Evaluasi dilakukan terhadap log interaksi alami sistem selama periode pengamatan tiga minggu, tanpa pembatasan terhadap frekuensi akses maupun pemilihan fitur oleh pembaca, sehingga mencerminkan pola penggunaan riil di lingkungan operasional mitra. Karena jumlah *recommendation list* yang dihasilkan oleh setiap fitur secara alami tidak sama—bergantung pada frekuensi penggunaan dan ketersediaan konteks yang diperlukan (misalnya riwayat baca untuk fitur Mirip yang Saya Baca)—evaluasi Hit Rate@5 dilakukan menggunakan jumlah *recommendation list* yang diseimbangkan (*balanced evaluation set*) antarfitur, agar perbedaan jumlah observasi tidak memengaruhi perbandingan kinerja antarfitur.

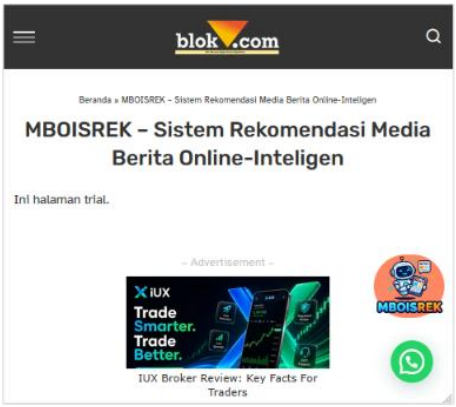
## 3. Hasil dan Pembahasan

### *3.1 Hasil Validasi TKT-5*

Sebagaimana disajikan pada Tabel 1 sampai dengan Tabel 5, lima indikator awal TKT-5—implementasi prototipe sesuai lingkungan target, kelengkapan arsitektur perangkat lunak, kesiapan integrasi dengan sistem eksisting, kebutuhan antarmuka sistem, dan kelengkapan analisis kebutuhan antarmuka internal—dinyatakan "Sesuai" oleh keempat validator mitra (pimpinan perusahaan, pimpinan redaksi, manajer IT, dan manajer media sosial Blok-A.com) tanpa catatan revisi, sehingga 5 dari 9 indikator TKT-5 (56%) telah tervalidasi pada tahap Laporan Kemajuan ini. Arsitektur *deployment* gabungan tiga VPS (Gambar 8) turut diterima sebagai bukti kesiapan lingkungan target dan integrasi sistem, sebagaimana bukti operasional prototipe yang juga telah diterima mitra, seperti ditunjukkan pada dua sub-bagian berikutnya.

### *3.2 Status Deployment dan Integrasi Live*

Bukti konkret atas kesiapan lingkungan target yang telah diterima pada Bagian 3.1 ditunjukkan melalui aktivasi akses *live* berikut. Setelah plugin MBOISREK diinstal pada portal web Blok-A.com dan mode *trial* diaktifkan melalui menu *Settings*, pembaca dapat mengakses MboisRek pada https://www.blok-a.com/stimata-mboisrek-news-recommendation-system/ melalui ikon mengambang yang tertanam pada situs, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 9. Akses ini menunjukkan bahwa prototipe telah berpindah dari lingkungan pengembangan lokal menuju lingkungan operasional mitra, sebagaimana didemonstrasikan lebih lanjut melalui pola interaksi pembaca riil pada Bagian 3.3.

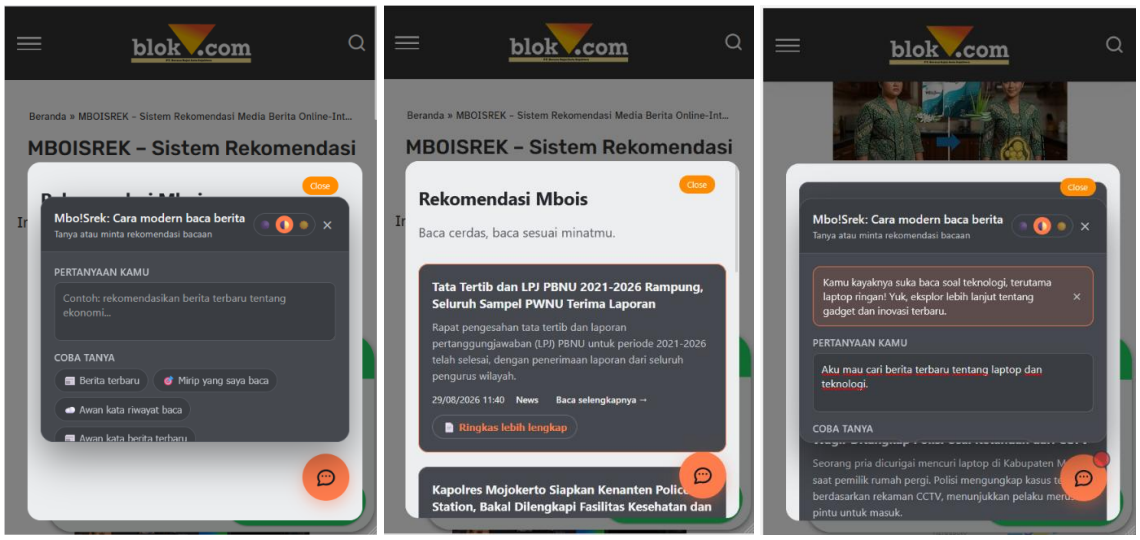



**Gambar 9.** *Icon* MboisRek di Situs Portal Web Blok-A.com

### *3.3 Bukti Operasional Real-Time di Blok-A.com*

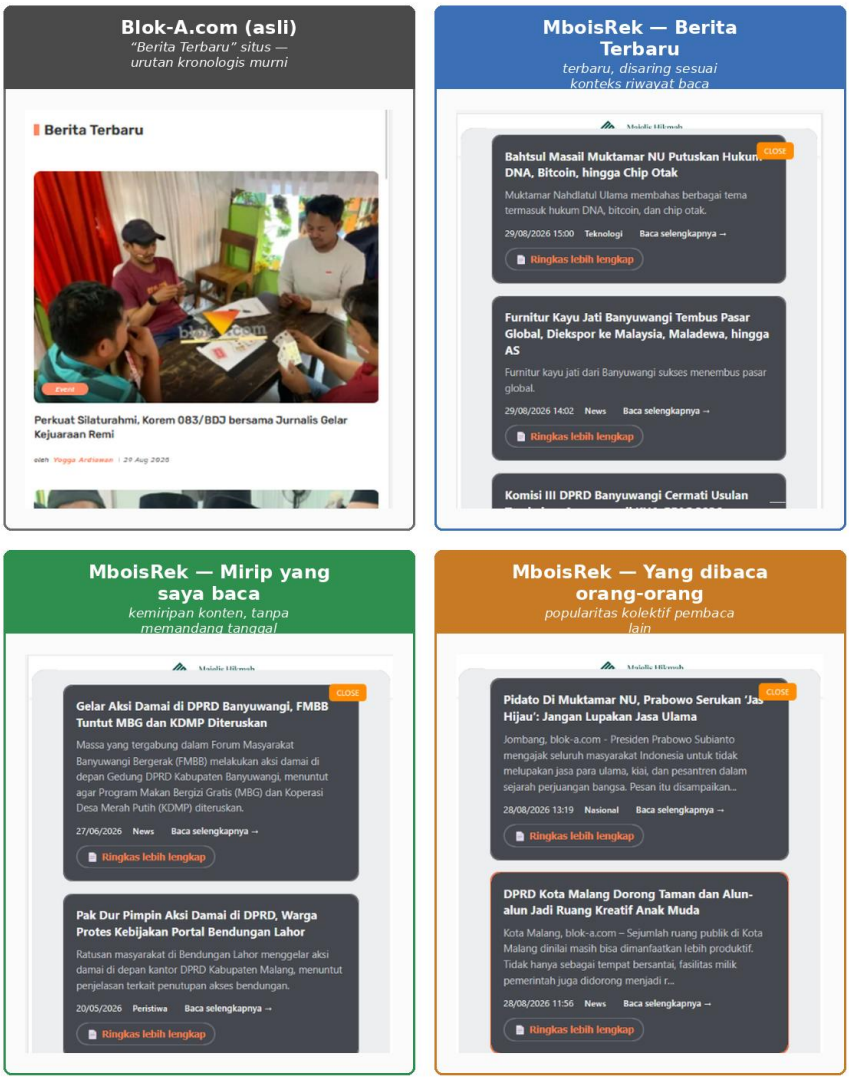
Sebagai pelengkap validasi berbasis instrumen, capaian *deployment* turut didemonstrasikan langsung pada lingkungan produksi mitra. Gambar 10 menunjukkan *AI Widget* MboisRek yang telah tertanam sebagai elemen mengambang pada halaman blok-a.com versi *mobile*, lengkap dengan opsi saran *prompt* ("Berita terbaru", "Mirip yang saya baca", "Awan kata riwayat baca") yang memudahkan pembaca memulai eksplorasi tanpa harus mengetik permintaan secara manual (kiri), beserta hasil rekomendasi

yang ditampilkan dalam *grid* satu kolom (tengah). Pada contoh yang diambil tanggal 29 Agustus 2026, *widget* menampilkan artikel yang baru dipublikasikan pukul 11.40 pada hari yang sama, menunjukkan bahwa *knowledge base* tersinkronisasi secara *real-time* mengikuti alur publikasi redaksi, bukan sekadar korpus statis. Bukti operasional mekanisme agenik MboisRek ditunjukkan pada Gambar 10 (kanan), ketika sistem secara proaktif menginisiasi interaksi melalui notifikasi yang mengajak pengguna melanjutkan eksplorasi berita setelah tidak terjadi aktivitas selama durasi tertentu. Pengguna dapat mentap notifikasi tersebut untuk menerima ajakan dan melanjutkan eksplorasi berdasarkan rekomendasi yang dihasilkan oleh agen AI.




**Gambar 10.** Tampilan *AI Widget* MboisRek *live* di blok-a.com: saran *prompt* (kiri), hasil rekomendasi (tengah), dan hasil mekanisme agenik yang pro-aktif (kanan)

Untuk mengamati non-linearitas secara empiris, Gambar 11 membandingkan keempat pola tersebut pada tanggal yang sama (29 Agustus 2026). Panel "Blok-A.com (asli)" menampilkan urutan "Berita Terbaru" bawaan situs secara *reverse*-kronologis murni. Opsi "Berita terbaru" pada MboisRek, meskipun sama-sama menampilkan artikel bertanggal 29 Agustus 2026, menghasilkan himpunan artikel yang berbeda dari urutan asli situs karena disaring melalui konteks riwayat_bacaan (Bagian 2.3.2), bukan sekadar meniru feed situs. Opsi "Mirip yang saya baca" menampilkan artikel dari Mei–Juni 2026—jauh lebih lama—dipilih murni berdasarkan kemiripan semantik dengan riwayat baca, tanpa mempertimbangkan kebaruan sama sekali. Opsi "Yang dibaca orang-orang" menampilkan artikel bertanggal 28 Agustus 2026, diurutkan berdasarkan popularitas kolektif pembaca lain melalui *workflow* Berita *Trending* (Bagian 2.3.4), bukan berdasarkan waktu terbit. Ketiga hasil MboisRek ini konsisten berbeda satu sama lain maupun dari urutan kronologis asli situs, menunjukkan bahwa non-linearitas tidak hanya dirancang, tetapi teramati secara konsisten pada keluaran sistem.




**Gambar 11.** Perbandingan hasil rekomendasi MboisRek dengan urutan "Berita Terbaru" asli Blok-A.com pada tanggal yang sama — bukti empiris penemuan berita non-*linear*

Gambar 12 menampilkan *dashboard* analitik interaksi yang terintegrasi langsung pada wp-admin Blok-A.com melalui menu "MBOISREK". Dalam 30 hari terakhir (per 30 Agustus 2026), tercatat 1.061 interaksi pembaca, terdiri atas 455 klik saran *prompt*, 267 *prompt* bebas, 169 klik "Baca Selengkapnya", 89 klik "Ringkas Lebih Lengkap", dan 7 pemilihan kategori. Grafik menunjukkan variasi interaksi harian dan dominasi kategori *News*, diikuti Peristiwa, Pendidikan, dan Pemerintahan. Sementara itu, di diagram donat rincian penggunaan *tool* menunjukkan bahwa tiga jalur eksplorasi non-*linear* pada Gambar 12—"Berita terbaru", "Mirip yang saya baca", dan "Yang dibaca orang-orang"—benar-benar dimanfaatkan pembaca. Bukti ini menunjukkan bahwa prototipe tidak hanya tervalidasi secara administratif pada TKT-5, tetapi juga telah menghasilkan data interaksi riil di lingkungan operasional mitra.



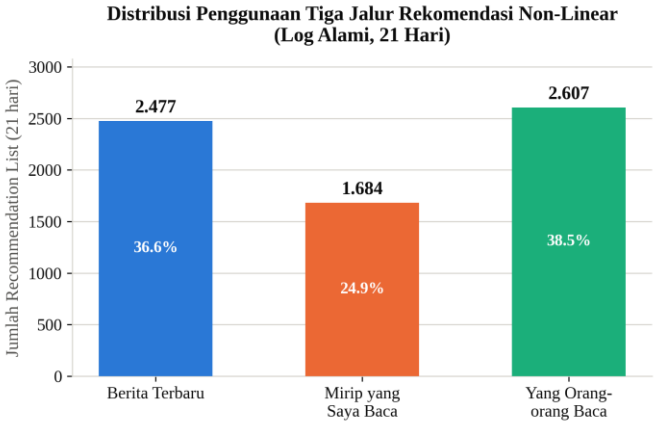

**Gambar 12.** *Dashboard* analitik interaksi tertanam pada wp-admin Blok-A.com, mencatat 1.061 interaksi pembaca dalam 30 hari terakhir

Bukti-bukti operasional ini telah menunjukkan bahwa arsitektur pemisahan server antara orkestrasi Agen AI dan lapisan antarmuka dapat diintegrasikan ke portal mitra tanpa memodifikasi infrastruktur produksi, sesuai prinsip desain non-intrusif penelitian ini. *Floating widget* yang dapat diminimalkan dan *dashboard* analitik yang terintegrasi langsung pada wp-admin meningkatkan keberterimaan mitra karena tidak mengubah tata letak situs maupun alur kerja redaksi. Perbandingan pada Gambar 10 dan penggunaan *tool* pada Gambar 11 juga menunjukkan bahwa pergeseran dari penemuan berita *linear*-kronologis menuju penemuan *non-linear* dan menurut minat pembaca tidak hanya merupakan klaim desain, tetapi merupakan pola yang teramati dalam keluaran dan perilaku penggunaan sistem di lingkungan operasional. Perbandingan ini menunjukkan perbedaan pola penyajian secara konsisten, namun belum dengan sendirinya membuktikan keunggulan relevansi rekomendasi dibandingkan baseline non-agentic atau kronologis murni; pengujian komparatif tersebut direncanakan pada tahap penelitian berikutnya. Sebagai langkah awal untuk menilai relevansi rekomendasi dari sisi perilaku klik pembaca, Bagian 3.4 menyajikan evaluasi Hit Rate@5 berdasarkan log interaksi alami sistem.

### *3.4 Pola Penggunaan dan Evaluasi Hit Rate@5*

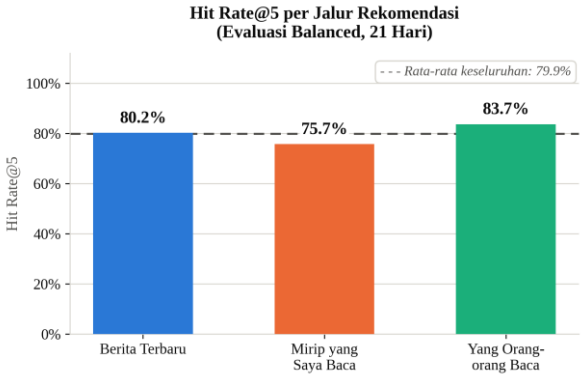
Selama periode pengamatan tiga minggu, penggunaan MboisRek berlangsung secara alami tanpa pembatasan terhadap frekuensi akses maupun pemilihan fitur oleh pembaca. Jumlah pengguna aktif harian bervariasi antara sekitar 20 hingga 30 pengguna, dengan setiap kombinasi pengguna dan tanggal diperlakukan sebagai satu sesi. Dalam satu sesi, suatu fitur rekomendasi dapat digunakan beberapa kali, dengan frekuensi penggunaan yang secara empiris berada pada kisaran 3 hingga 8 kali. Tidak seluruh fitur digunakan pada setiap sesi, karena penggunaan bergantung pada aktivitas pembaca dan ketersediaan konteks yang diperlukan oleh fitur tersebut.

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 13, pola penggunaan aktual selama periode pengamatan menunjukkan bahwa fitur Yang Orang-orang Baca merupakan fitur yang paling sering digunakan (38,5% dari total *recommendation list*), diikuti Berita Terbaru (36,6%), sedangkan Mirip yang Saya Baca memiliki frekuensi penggunaan yang lebih rendah (24,9%). Perbedaan tersebut merupakan karakteristik penggunaan alami sistem, bukan hasil pembatasan yang disengaja. Khusus fitur Mirip yang Saya Baca, rekomendasi personal memerlukan adanya riwayat baca yang memadai (Bagian 2.3.2), sehingga fitur ini tidak selalu dapat digunakan pada sesi dengan konteks riwayat yang belum tersedia.




**Gambar 13.** Distribusi Penggunaan Tiga Jalur Rekomendasi Non-Linear (*Log Alami*, 21 Hari)

Untuk menghindari perbedaan jumlah observasi antarfitur memengaruhi perbandingan kinerja, evaluasi Hit Rate@5 dilakukan menggunakan *balanced evaluation set* sebagaimana diuraikan pada Bagian 2: dari log penggunaan aktual dipilih jumlah *recommendation list* yang sama untuk setiap fitur, dengan tetap mempertahankan representasi sepanjang periode pengamatan. Berdasarkan prosedur tersebut, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 14, Hit Rate@5 keseluruhan mencapai 79,9%, dengan nilai tertinggi pada fitur Yang Orang-orang Baca sebesar 83,7%, diikuti Berita Terbaru sebesar 80,2%, dan Mirip yang Saya Baca sebesar 75,7%.




**Gambar 14.** Hit Rate@5 per Jalur Rekomendasi (Evaluasi *Balanced*, 21 Hari)

Hasil ini menunjukkan bahwa pada sebagian besar *recommendation list* yang dievaluasi, pembaca menemukan setidaknya satu artikel yang cukup relevan untuk diklik pada ketiga jalur rekomendasi non-linear MboisRek. Nilai Hit Rate@5 yang relatif seragam antarfitur (75,7%–83,7%) juga mengindikasikan bahwa ketiga jalur eksplorasi—kemiripan semantik, kebaruan yang dipersonalisasi, dan popularitas kolektif—sama-sama mendorong keterlibatan pembaca meskipun mekanismenya berbeda. Perlu dicatat bahwa Hit Rate@5 mengukur keterlibatan berbasis klik dan belum mencerminkan seluruh dimensi relevansi maupun kepuasan pembaca; evaluasi ini merupakan langkah awal yang melengkapi bukti operasional pada Bagian 3.3, sedangkan perbandingan lebih lanjut terhadap baseline non-agentic atau kronologis murni direncanakan pada tahap penelitian berikutnya (Bagian 3.5).

### *3.5 Pengembangan Selanjutnya*

Tahap penelitian ini menandai transisi menuju finalisasi TKT-5 melalui pengujian pada lingkungan operasional mitra, validasi oleh pemangku kepentingan, dan pengumpulan data interaksi dari pembaca riil. Pada tahap Laporan Kemajuan, lima dari sembilan indikator TKT-5 telah berhasil divalidasi. Empat

indikator lainnya belum diuji karena penelitian masih berada pada tahap pertengahan dan pelaksanaan validasi TKT-5 dirancang secara bertahap. Pengujian indikator tersebut juga dilakukan setelah lima indikator awal terpenuhi, karena memerlukan kondisi operasional yang lebih luas, termasuk pengujian multiprosesor, *streaming* simultan, dan penggunaan lintas perangkat. Dengan demikian, hasil tahap ini memberikan dasar empiris bagi pelaksanaan validasi pada tahap berikutnya sekaligus menunjukkan indikasi awal bahwa mekanisme penemuan berita non-linier berbasis minat pembaca dapat beroperasi dalam kondisi mendekati lingkungan produksi, bukan sekadar purwarupa laboratorium. Pengujian komparatif dengan baseline non-agentic dan/atau kronologis murni, sebagai kelanjutan dari evaluasi Hit Rate@5 pada Bagian 3.4, turut direncanakan pada tahap validasi berikutnya untuk memperkuat bukti keunggulan pendekatan agenik.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan dan menguji MboisRek, prototipe sistem rekomendasi berita generatif berbasis Agen AI dan RAG, sebagai upaya menggeser paradigma penemuan berita dari pola linier-kronologis menuju pola non-linier berbasis maksud dan kebutuhan pembaca. Pergeseran tersebut direalisasikan melalui empat lapisan arsitektur *workflow* n8n—*Knowledge*, AI *Agent*, *Agentic*, dan *Analytics*—yang terintegrasi secara non-intrusif ke ekosistem CMS mitra Blok-A.com. Sistem menyediakan beberapa jalur penemuan berita non-linier, termasuk kemiripan konten, personalisasi berdasarkan riwayat baca, dan popularitas kolektif pembaca, yang telah dimanfaatkan oleh pembaca riil dalam lingkungan operasional mitra.

Pada tahap Laporan Kemajuan, lima dari sembilan indikator TKT-5 telah tervalidasi langsung oleh perwakilan mitra sebagai validator ahli, tanpa catatan revisi, didukung bukti *deployment* pada tiga server *live*, termasuk VPS milik mitra, serta lebih dari 1.000 interaksi pembaca dalam 30 hari terakhir. Evaluasi tambahan berbasis Hit Rate@5 terhadap log interaksi alami tiga minggu turut menunjukkan tingkat keterlibatan klik rata-rata sebesar 79,9% pada ketiga jalur rekomendasi non-linear. Sesuai dengan rencana validasi bertahap dan periode pelaksanaan penelitian, empat indikator lainnya dijadwalkan untuk diuji pada tahap Laporan Akhir. Pengujian tersebut dilakukan setelah terpenuhinya lima indikator awal karena memerlukan kondisi operasional yang lebih luas, sementara instrumen dan mekanisme perekaman pengujiannya telah disiapkan sejak tahap ini.

## Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini merupakan luaran dari Program Hilirisasi Riset Prioritas Pengujian Model dan Prototipe Tahun 2026 (No. Kontrak: 78/SPK/C.C4/PPK.DHK/III/2026), yang didanai oleh Direktorat Hilirisasi dan Kemitraan, Direktorat Jenderal Riset dan Pengembangan, Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia. Penulis mengucapkan terima kasih atas dukungan pendanaan tersebut, serta kepada mitra Blok-A.com atas kesediaannya menjadi lingkungan *living-lab* bagi pengujian prototipe MboisRek.

## Daftar Pustaka

[1] A. Priyonggo, I. Haryanto, I. M. Pramadiba, I. Winaldi, and A. M. Prestianta, *Lanskap & Dampak Digitalisasi Terhadap Model Bisnis Serta Dinamika Redaksi Industri Media di Indonesia*, 1st ed. Jakarta: Dewan Pers, 2024.

[2] T. Şakar and H. Emekci, "Maximizing RAG efficiency: A comparative analysis of RAG methods," *Nat. Lang. Process.*, vol. 31, no. 1, 2025, doi: 10.1017/nlp.2024.53.

[3] K. Meduri, G. S. Nadella, H. Gonaygunta, M. H. Maturi, and F. Fatima, "Efficient RAG Framework for Large-Scale Knowledge Bases," *Int. J. Nov. Res. Dev.*, vol. 9, no. 4, 2024.

[4] T. M. Akhriza, K. Anwar, and W. A. Dewa, "Improving Ranking Quality Via Consequent Set Quartile Partitioning In Rule-Based Recommendation," *CommIT J.*, vol. 20, no. 2, pp. 313–328, 2026, [Online]. Available: https://journal.binus.ac.id/index.php/commit/article/view/13889

[5] E. Nechushtai, R. Zamith, and S. C. Lewis, "More of the Same? Homogenization in News Recommendations When Users Search on Google, YouTube, Facebook, and Twitter," *Mass Commun. Soc.*, vol. 27, no. 6, 2024, doi: 10.1080/15205436.2023.2173609.

[6] A. Smets, J. Hendrickx, and P. Ballon, "We're in This Together: A Multi-Stakeholder Approach for

News Recommenders," *Digit. Journal.*, vol. 10, no. 10, 2022, doi: 10.1080/21670811.2021.2024079.
[7] T. M. Akhriza and E. R. Graha, "Evaluasi Performa Prompting Adaptif pada LLM sebagai Agen AI untuk Rekomendasi Berita Generatif Bahasa Indonesia," in *SISFOTEK IX*, Batam: Ikatan Ahli Informatika Indonesia Nusantara, 2025. [Online]. Available: http://repo.stimata.ac.id/id/eprint/1524
[8] T. M. Akhriza, T. A. Armanda, and T. M. A. Admira, "Evaluasi Performa Large Language Model Sebagai Agen Kecerdasan Artifisial Untuk Rekomendasi Berita Generatif," in *Prosiding Seminar SeNTIK*, Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat, 2025, p. 24. [Online]. Available: https://ejournal.jak-stik.ac.id/index.php/sentik/article/view/3972/981
[9] D. Anh-Hoang, V. Tran, and L. M. Nguyen, "Survey and analysis of hallucinations in large language models: attribution to prompting strategies or model behavior," *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 8. 2025. doi: 10.3389/frai.2025.1622292.
[10] J. Chen, A. Myrzakhan, Y. Luo, H. M. Khan, S. M. Bsharat, and Z. Shen, "DRAG: Distilling RAG for SLMs from LLMs to Transfer Knowledge and Mitigate Hallucination via Evidence and Graph-based Distillation," in *Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2025. doi: 10.18653/v1/2025.acl-long.358.
[11] K. Ko, T. Y. Nyein, K. K. Oo, T. Z. Oo, and T. T. Zin, "Retrieval Augmented Generation for Document Query Automation using Open source LLMs," in *2024 5th International Conference on Advanced Information Technologies, ICAIT 2024*, 2024. doi: 10.1109/ICAIT65209.2024.10754919.
[12] M. S. Pawar, "A Practical Evaluation of Self-Hosted n8n for Secure and Scalable Workflow Automation," *Int. J. Sci. Res. Eng. Manag.*, vol. 09, no. 06, 2025, doi: 10.55041/ijsrem50302.
[13] M. Wali, N. Nasir, and T. Iqbal, "Implementing Workflow Automation with N8N to Enhance Operational Efficiency and Performance in the Sharia Cooperative of Bank Indonesia, Aceh Province," *J. Digit. Technol. Trend*, vol. 4, no. 1, 2025, doi: 10.56347/jdtt.v4i1.341.
[14] DPPM, *Panduan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Tahun 2026*. Jakarta: Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi, 2025.
[15] Kemdiktisaintek, *Panduan Program Hilirisasi Riset Prioritas Pengujian Model dan Prototipe Tahun 2026*. Jakarta: Direktorat Jenderal Riset dan Pengembangan, 2026.
[16] Kemdiktisaintek, *Panduan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Tahun 2026*. Jakarta: Direktorat Jenderal Riset dan Pengembangan, 2025.