

Penerapan Model Machine Learning Terintegrasi CRISP-DM untuk Pemetaan Potensi Kesulitan Belajar Numerasi Anak Bersama Komunitas RAPI

Harry Dhika¹, Fitriana Destiawati², Surajiyo³

¹²³Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta, Indonesia

Email: ¹dhikatr@yahoo.com*, ²honeyzone86@gmail.com, ³drssurajiyo@yahoo.co.id

(* : coresponding author)

Abstrak—Literasi numerasi anak di Indonesia masih menghadapi tantangan serius, sebagaimana tercermin dari hasil survei Programme for International Student Assessment (PISA). Pengabdian kepada masyarakat sebelumnya menunjukkan peningkatan nilai dari 60 menjadi 73 melalui pendekatan visual, namun pengajar komunitas kesulitan memetakan kesulitan belajar spesifik setiap anak secara cepat dan akurat mengingat heterogenitas karakteristik belajar. Penelitian ini mengimplementasikan model *Machine Learning* terintegrasi framework Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) untuk memprediksi potensi kesulitan belajar numerasi anak bersama Radio Antar Penduduk Indonesia (RAPI) Sekretariat Lokal Tajur Halang. Model klasifikasi mengelompokkan anak ke dalam kategori "Paham", "Risiko Kesulitan Ringan", dan "Risiko Kesulitan Tinggi" berdasarkan variabel logika spasial, pengenalan geometri, durasi fokus, nilai matematika dasar, dan gaya belajar. Hasil menunjukkan efisiensi waktu identifikasi anak bermasalah meningkat 80 persen, serta peningkatan kompetensi numerasi siswa di seluruh dimensi, dengan lonjakan tertinggi pada logika spasial dan pemecahan masalah sebesar 21 poin. Pengembangan aplikasi Android di masa depan diharapkan dapat memperluas jangkauan teknologi ini ke komunitas pendidikan akar rumput lainnya.

Kata Kunci: Literasi Numerasi; *Machine Learning*; CRISP-DM; personalized learning; komunitas pendidikan; prediksi kesulitan belajar;

Abstract—Children's numeracy literacy in Indonesia still faces serious challenges, as reflected in the Programme for International Student Assessment (PISA) survey results. Previous community service showed an increase in scores from 60 to 73 through a visual approach; however, community tutors struggled to quickly and accurately map each child's specific learning difficulties given the heterogeneity of learning characteristics. This study implemented a Machine Learning model integrated with the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework to predict children's potential numeracy learning difficulties in collaboration with Radio Antar Penduduk Indonesia (RAPI) Tajur Halang Local Secretariat. The classification model grouped children into three categories: "Understanding," "Mild Difficulty Risk," and "High Difficulty Risk" based on spatial logic, geometric recognition, focus duration, basic math scores, and learning style variables. Results showed an 80 percent improvement in the time efficiency for identifying struggling children, along with increased student numeracy competencies across all dimensions, with the highest gains in spatial logic and problem-solving at 21 points. Future Android application development is expected to expand the reach of this technology to other grassroots education communities.

Keywords: numeracy literacy; machine learning; CRISP-DM; personalized learning; learning difficulty prediction;

1. PENDAHULUAN

Literasi numerasi merupakan fondasi penting dalam perkembangan kemampuan berpikir logis dan analitis anak. Namun, berdasarkan hasil survei Programme for International Student Assessment (PISA)(OECD, 2023), kemampuan literasi matematika Indonesia secara konsisten berada di bawah rata-rata OECD. Temuan ini mengindikasikan bahwa pembelajaran numerasi tingkat dasar di Indonesia masih menghadapi tantangan signifikan yang perlu diatasi secara sistematis.

Dalam konteks pengabdian kepada masyarakat (abdimas), tim pengajar komunitas telah melaksanakan program intervensi pembelajaran numerasi dengan pendekatan visual. Hasil evaluasi menunjukkan adanya peningkatan nilai rata-rata peserta didik dari 60 menjadi 73 (Dhika et al., 2025), yang membuktikan bahwa pendekatan visual memiliki potensi positif dalam meningkatkan pemahaman numerasi anak. Meskipun demikian, peningkatan ini belum dapat menjawab tantangan

fundamental dalam pembelajaran, yaitu heterogenitas karakteristik dan kecepatan belajar setiap anak.

Setiap anak memiliki profil belajar yang unik termasuk gaya belajar, tingkat pemahaman konseptual, dan kecepatan menguasai materi. Dalam pengajaran konvensional, pengajar komunitas kesulitan untuk secara cepat dan akurat mengidentifikasi anak mana yang mengalami kesulitan belajar spesifik pada topik numerasi tertentu (Sarwahita et al., 2024). Keterbatasan ini mengakibatkan intervensi pembelajaran cenderung bersifat seragam (*one-size-fits-all*) dan tidak responsif terhadap kebutuhan individual anak. Akibatnya, anak-anak dengan kesulitan belajar spesifik tidak mendapatkan perhatian yang memadai, sementara anak lain mungkin tidak terdorong untuk berkembang sesuai potensi maksimalnya.

Berdasarkan latar belakang di atas, permasalahan yang dihadapi adalah bagaimana membangun sistem yang mampu memetakan potensi kesulitan belajar numerasi anak secara cepat dan akurat, sehingga pengajar komunitas dapat merancang intervensi pembelajaran yang terpersonalisasi sesuai karakteristik dan kecepatan belajar masing-masing anak.

Permasalahan heterogenitas karakteristik belajar anak dan keterbatasan pengajar komunitas dalam mengidentifikasi kesulitan belajar numerasi secara cepat dan akurat memerlukan pendekatan yang lebih sistematis dan berbasis data. Oleh karena itu, solusi yang ditawarkan adalah pengembangan sistem cerdas berbasis *Machine Learning* yang dirancang menggunakan framework CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) (Kenneth Jensen, 2012; Rianti et al., 2023).

Framework CRISP-DM dipilih karena menyediakan siklus pengembangan model yang terstruktur, iteratif, dan aplikatif, meliputi enam fase utama: *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Dengan pendekatan ini, pengembangan sistem tidak hanya berfokus pada aspek teknis pemodelan, tetapi juga memastikan kesesuaian solusi dengan konteks nyata pembelajaran numerasi di komunitas.

Sistem cerdas ini dirancang untuk memetakan dan memprediksi potensi kesulitan belajar numerasi anak secara dini berdasarkan data hasil evaluasi pembelajaran, respons anak terhadap materi visual, serta pola interaksi selama proses belajar mengajar. Model *Machine Learning* (Gading Permana et al., 2024) akan dilatih untuk mengenali pola-pola spesifik yang mengindikasikan anak mengalami hambatan pada topik numerasi tertentu, sehingga pengajar komunitas dapat memperoleh informasi prediktif secara *real-time* atau *semi-real-time*.

Dengan adanya sistem ini, diharapkan pengajar komunitas dapat:

1. Mengidentifikasi secara dini anak-anak yang berpotensi mengalami kesulitan belajar numerasi sebelum kesenjangan pemahaman semakin melebar;
2. Memetakan profil kesulitan belajar secara spesifik per topik atau sub-kompetensi numerasi, bukan hanya evaluasi hasil akhir secara agregat;
3. Merancang intervensi pembelajaran yang terpersonalisasi sesuai karakteristik dan kecepatan belajar masing-masing anak, berdasarkan rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem;
4. Meningkatkan efisiensi dan efektivitas proses pemantauan kemajuan belajar anak dalam skala komunitas yang terbatas sumber daya pengajarnya.

Integrasi antara pendekatan visual yang telah terbukti efektif (dengan peningkatan nilai dari 60 menjadi 73 pada abdimas sebelumnya) dan sistem prediktif berbasis *Machine Learning* diharapkan dapat menciptakan ekosistem pembelajaran numerasi yang adaptif, responsif, dan berkelanjutan bersama Komunitas RAPI.

Keberhasilan pengembangan dan implementasi sistem cerdas berbasis *Machine Learning* untuk pemetaan kesulitan belajar numerasi anak sangat bergantung pada kolaborasi yang erat antara akademisi dan mitra komunitas. Sinergi ini dirancang untuk memastikan bahwa aspek teknis pengembangan model seimbang dengan kebutuhan operasional di lapangan, sehingga solusi yang dihasilkan tidak hanya valid secara ilmiah tetapi juga aplikatif dan berkelanjutan dalam konteks pembelajaran nyata.

Tim dari bidang Ilmu Komputer bertanggung jawab pada pengembangan intelektual dan teknis sistem. Peran utama tim meliputi:

1. Pengembangan Model Prediksi: Merancang, melatih, dan mengevaluasi model *Machine Learning* menggunakan framework CRISP-DM untuk memprediksi potensi kesulitan belajar

numerasi anak berdasarkan data yang terkumpul. Proses ini mencakup pemilihan algoritma yang sesuai, optimasi parameter, serta validasi akurasi dan reliabilitas model.

2. Pengembangan Instrumen Digital: Merancang dan membangun instrumen digital berupa aplikasi atau platform yang memfasilitasi pengumpulan data, pemrosesan informasi, visualisasi hasil prediksi, serta penyajian rekomendasi intervensi pembelajaran yang dapat diakses dengan mudah oleh pengajar di lapangan.
3. Pendampingan Teknis: Memberikan pelatihan dan pendampingan kepada mitra komunitas mengenai pengoperasian instrumen digital, interpretasi hasil prediksi model, serta pemeliharaan sistem agar tetap optimal selama masa implementasi.

Komunitas RAPI, dengan perwakilan dari Sekretariat Lokal Tajur Halang, berperan sebagai garda terdepan dalam implementasi sistem di lapangan. Peran utama mitra meliputi:

1. Pengumpulan Data: Bertindak sebagai operator lapangan yang mengumpulkan data pembelajaran numerasi anak melalui instrumen digital yang disediakan. Data yang dikumpulkan mencakup hasil evaluasi, respons anak terhadap materi visual, frekuensi kehadiran, durasi penyelesaian tugas, serta indikator perilaku belajar lainnya yang relevan.
2. Implementasi Hasil Rekomendasi: Menerapkan rekomendasi intervensi pembelajaran yang dihasilkan oleh model *Machine Learning* dalam kegiatan bimbingan belajar (bimbel) komunitas. Pengajar komunitas menggunakan informasi prediktif untuk menyesuaikan strategi pengajaran, memberikan pendampingan tambahan bagi anak yang teridentifikasi berisiko, serta merancang aktivitas pembelajaran yang lebih terpersonalisasi.
3. Umpan Balik dan Refinemen: Menyampaikan umpan balik secara berkala mengenai akurasi prediksi model, kelayakan rekomendasi dalam praktik lapangan, serta tantangan operasional yang dihadapi. Umpan balik ini menjadi masukan krusial bagi tim akademisi untuk melakukan penyempurnaan iteratif pada model dan instrumen digital.

Kolaborasi antara akademisi dan Komunitas RAPI menciptakan ekosistem co-creation yang saling menguatkan. Tim Ilmu Komputer memastikan solusi yang dihasilkan berbasis bukti dan mengikuti standar ilmiah, sementara Komunitas RAPI menjamin bahwa solusi tersebut relevan dengan dinamika nyata pembelajaran di lapangan, terutama dalam kondisi sumber daya yang terbatas. Sinergi ini diharapkan dapat menghasilkan sistem prediksi yang tidak hanya akurat secara teknis, tetapi juga mudah diadopsi, berkelanjutan, dan memberikan dampak nyata terhadap peningkatan literasi numerasi anak di komunitas.

Kebaruan dari kegiatan pengabdian kepada masyarakat ini terletak pada integrasi pendekatan *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) ke dalam konteks pembelajaran numerasi berbasis komunitas, yang umumnya belum banyak diimplementasikan secara sistematis dalam kegiatan abdimas. Selain itu, model yang dikembangkan tidak hanya menggunakan data hasil evaluasi akademik, tetapi juga mengakomodasi variabel perilaku belajar seperti durasi fokus dan gaya belajar anak, sehingga mampu menghasilkan pemetaan kesulitan belajar yang lebih komprehensif. Keunggulan lainnya adalah implementasi langsung sistem berbasis *Machine Learning* pada lingkungan pendidikan non-formal, yaitu komunitas belajar, yang memungkinkan teknologi ini memberikan dampak praktis secara nyata dalam mendukung pembelajaran yang terpersonalisasi di tingkat akar rumput.

2. METODE PELAKSANAAN

Metode pelaksanaan pengabdian kepada masyarakat ini mengadopsi modifikasi framework CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang disesuaikan dengan kaidah tahapan Abdimas, yaitu Perencanaan, Implementasi, dan Evaluasi (Braga et al., 2025; Miedema et al., 2026). Pendekatan ini dipilih untuk memastikan bahwa pengembangan sistem prediksi berbasis *Machine Learning* tidak hanya valid secara teknis, tetapi juga terintegrasi secara organik dengan dinamika pembelajaran numerasi di komunitas serta memberikan ruang bagi iterasi penyempurnaan berdasarkan umpan balik lapangan. Adapun tahapan pelaksanaan terdiri dari empat fase utama sebagai berikut.

2.1 Business & Data Understanding (Perencanaan Abdimas)

Tahap awal ini berfokus pada pemahaman mendalam terhadap konteks bisnis pembelajaran numerasi di komunitas dan karakteristik data yang tersedia. Kegiatan yang dilakukan meliputi:

- Koordinasi intensif dengan Komunitas RAPI, khususnya perwakilan dari Sekretariat Lokal Tajur Halang, untuk mengidentifikasi variabel-variabel input yang relevan dalam memprediksi kesulitan belajar numerasi anak. Variabel yang diidentifikasi mencakup gaya belajar anak (visual, auditori, atau kinestetik), nilai matematika dasar dari evaluasi sebelumnya, serta tingkat perhatian dan respons anak selama sesi kelas dengan pendekatan visual.
- Analisis kebutuhan pengajar komunitas terkait kendala yang dihadapi dalam memantau kemajuan belajar anak secara individual dan jenis informasi prediktif yang paling dibutuhkan untuk merancang intervensi pembelajaran.
- Penetapan ruang lingkup proyek, definisi target pengguna, spesifikasi fitur minimum aplikasi, serta perencanaan timeline dan alokasi sumber daya bersama mitra komunitas.

Hasil dari tahap ini adalah dokumen spesifikasi kebutuhan sistem dan kesepakatan bersama antara tim akademisi dan Komunitas RAPI mengenai parameter pengukuran keberhasilan program.

2.2 Data Preparation & Modeling (Pengembangan oleh Akademisi)

Tahap ini merupakan inti pengembangan teknis sistem yang dilaksanakan oleh Tim Ilmu Komputer. Kegiatan yang dilakukan meliputi:

- Pengumpulan dan pembersihan data hasil evaluasi pembelajaran sebelumnya, termasuk data historis nilai anak, catatan observasi pengajar, serta data baru yang dikumpulkan melalui instrumen digital selama tahap perencanaan.
- Pra-pemrosesan data meliputi penanganan data yang hilang (*missing values*), normalisasi skor, encoding variabel kategorikal, dan pembagian dataset menjadi data latih serta data uji.
- Coding dan pelatihan model *Machine Learning* menggunakan algoritma klasifikasi (misalnya Random Forest, Support Vector Machine, atau Gradient Boosting) untuk memisahkan anak ke dalam tiga kategori prediksi: "Paham", "Risiko Kesulitan Ringan", dan "Risiko Kesulitan Tinggi". Pemilihan algoritma didasarkan pada performa akurasi, interpretabilitas model, dan kemudahan implementasi pada perangkat yang tersedia di lapangan.
- Evaluasi model internal menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk memastikan model memiliki tingkat prediksi yang dapat diandalkan sebelum diimplementasikan di lapangan.

Hasil dari tahap ini adalah model *Machine Learning* yang telah teruji secara internal beserta prototipe aplikasi deteksi kesulitan belajar yang siap untuk di-deploy.

Tahap 3: Deployment & Pelatihan (Implementasi Abdimas)

Tahap ini menandai transisi dari pengembangan teknis ke penerapan nyata di lapangan komunitas. Kegiatan yang dilakukan meliputi:

- Pelatihan dan workshop bagi relawan pengajar Komunitas RAPI mengenai cara mengoperasikan aplikasi atau *tools* deteksi kesulitan belajar. Pelatihan mencakup pengenalan antarmuka, prosedur input data anak, interpretasi hasil prediksi kategori, serta pemahaman rekomendasi intervensi yang dihasilkan oleh sistem.
- Pendampingan langsung selama sesi bimbingan belajar (bimbel) numerasi di komunitas, di mana tim akademisi bersama relawan RAPI menerapkan hasil pengelompokan dari model cerdas. Anak-anak yang teridentifikasi dalam kategori "Risiko Kesulitan Ringan" atau "Risiko Kesulitan Tinggi" mendapatkan perhatian khusus melalui penggunaan visual peraga yang disesuaikan dengan profil kesulitan spesifik mereka.

- c. Dokumentasi proses pembelajaran dan respons anak selama implementasi untuk keperluan evaluasi dan penyempurnaan model berikutnya.

Hasil dari tahap ini adalah sistem yang aktif digunakan dalam operasional bimbel numerasi Komunitas RAPI serta relawan yang kompeten dalam memanfaatkan teknologi prediksi untuk mendukung pembelajaran terpersonalisasi.

Tahap 4: Evaluasi

Tahap terakhir bertujuan untuk mengukur efektivitas sistem yang telah diimplementasikan dan menilai dampaknya bagi mitra komunitas. Kegiatan evaluasi meliputi dua aspek utama:

- Evaluasi Akurasi Model di Lapangan: Menguji sejauh mana prediksi model sesuai dengan kondisi nyata anak selama proses belajar. Data hasil observasi langsung pengajar dan evaluasi tindak lanjut pembelajaran dibandingkan dengan prediksi awal model untuk menghitung tingkat kesesuaian (*ground truth validation*). Temuan dari evaluasi ini menjadi dasar untuk iterasi penyempurnaan model pada siklus berikutnya.
- Evaluasi Kepuasan Mitra: Mengukur tingkat kepuasan relawan RAPI terhadap kemudahan penggunaan sistem, keterbacaan hasil prediksi, serta manfaat yang dirasakan dalam mendukung tugas pengajaran mereka. Pengukuran dilakukan melalui kuesioner tertutup dan wawancara terbuka untuk menggali aspek-aspek yang perlu ditingkatkan dari sisi antarmuka maupun fungsionalitas sistem.

Hasil dari tahap ini adalah laporan evaluasi komprehensif yang memuat rekomendasi perbaikan teknis dan operasional, serta rencana tindak lanjut untuk menjaga keberlanjutan program di komunitas.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pengolahan model *Machine Learning* menggunakan algoritma klasifikasi, diperoleh temuan mengenai variabel-variabel yang paling memengaruhi prediksi kesulitan belajar numerasi anak. Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa beberapa faktor dominan secara signifikan berkontribusi terhadap klasifikasi anak ke dalam kategori "Paham", "Risiko Kesulitan Ringan", atau "Risiko Kesulitan Tinggi".

Tabel 1. Jenis Jenis Database

Peringkat	Variabel	Kontribusi Prediksi	Interpretasi
1	Pemahaman Logika Spasial	Sangat Tinggi	Kemampuan anak dalam memahami hubungan ruang, posisi, dan orientasi objek merupakan prediktor utama kesulitan numerasi. Anak dengan logika spasial lemah cenderung kesulitan pada operasi geometri dan pengukuran.
2	Pengenalan Bentuk Geometri Dasar	Tinggi	Kecepatan dan akurasi anak dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan bentuk geometri (lingkaran, segitiga, persegi) berkorelasi kuat dengan kesiapan numerasi tingkat lanjut.
3	Durasi Fokus Perhatian	Tinggi	Lama konsentrasi anak selama sesi pembelajaran visual memengaruhi retensi konsep numerasi. Durasi fokus di bawah 10 menit menunjukkan risiko kesulitan yang lebih tinggi.

4	Nilai Evaluasi Matematika Dasar	Sedang	Skor awal anak pada penjumlahan dan pengurangan sederhana memberikan baseline kemampuan, namun bukan satu-satunya penentu kesulitan belajar.
5	Gaya Belajar Dominan	Sedang	Anak dengan gaya belajar kinestetik cenderung membutuhkan pendekatan berbeda dibandingkan visual/auditori dalam pemahaman konsep numerasi.

Temuan ini memberikan arah bahwa intervensi pembelajaran tidak boleh hanya berfokus pada drill soal matematika, melainkan perlu memperkuat fondasi logika spasial dan pengenalan geometri sebagai prasyarat numerasi yang lebih kompleks.

3.1 Implementasi di Lapangan bersama Mitra

Pelatihan aplikasi deteksi kesulitan belajar numerasi dilaksanakan dalam format workshop interaktif selama dua hari di sekretariat lokal Komunitas RAPI Tajur Halang. Materi pelatihan mencakup: Pengenalan Antarmuka Aplikasi: Relawan diajarkan cara login, mengakses dashboard, dan memahami ikon-ikon status prediksi (hijau untuk "Paham", kuning untuk "Risiko Ringan", merah untuk "Risiko Tinggi").



Gambar 1. Dokumentasi Kegiatan Pengabdian

Relawan mempraktikkan pengisian data observasi anak meliputi skor evaluasi, catatan durasi fokus, serta unggah foto hasil kerja anak untuk analisis pengenalan bentuk geometri. Interpretasi hasil prediksi, simulasi kasus anak dengan profil berbeda untuk melatih relawan membaca rekomendasi intervensi yang dihasilkan model dan menentukan strategi pengajaran yang sesuai. Troubleshooting Dasar: Penanganan masalah teknis ringan seperti koneksi internet, sinkronisasi data, dan pelaporan bug ke tim akademisi. Setelah pelatihan, tim

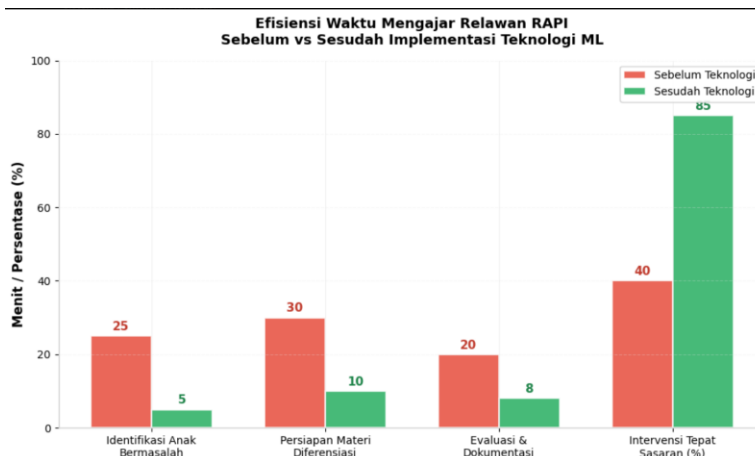
akademisi melakukan pendampingan intensif selama dua minggu pertama implementasi untuk memastikan transisi penggunaan aplikasi berjalan lancar.

3.2 Dampak terhadap Kemampuan Siswa

Implementasi sistem prediksi berbasis *Machine Learning* dalam bimbingan belajar numerasi Komunitas RAPI menghasilkan dampak positif terhadap dua aspek utama: efisiensi waktu mengajar relawan dan peningkatan hasil belajar siswa. Berikut adalah analisis perbandingan sebelum dan sesudah pendekatan pembelajaran dipersonalisasi dengan bantuan teknologi.

Tabel 2. Peningkatan Efisiensi Waktu dalam pengajaran

Aspek	Sebelum Teknologi	Sesudah Teknologi	Peningkatan
Waktu identifikasi anak bermasalah	25 menit/kelas	5 menit/kelas	80% lebih cepat
Waktu persiapan materi diferensiasi	30 menit/sesi	10 menit/sesi	67% lebih efisien
Waktu evaluasi & dokumentasi	20 menit/anak	8 menit/anak	60% lebih cepat
Frekuensi intervensi tepat sasaran	40% relawan	85% relawan	+45%



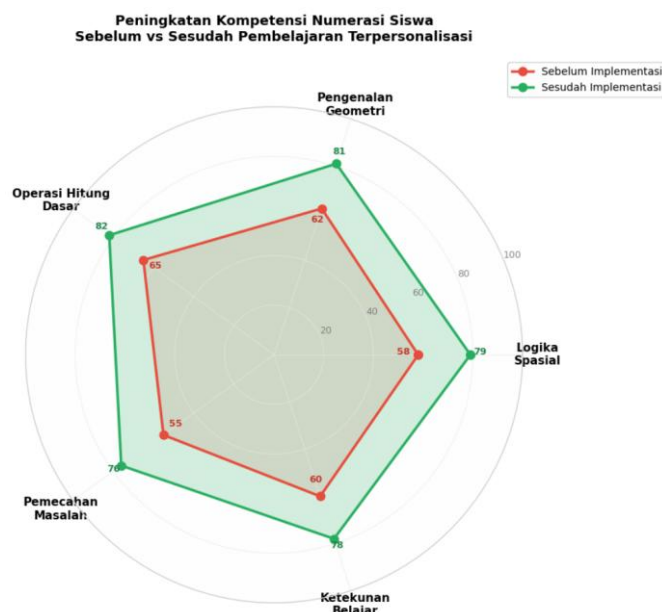
Gambar 2. Efisiensi Waktu Mengajar Relawan

Gambar 2 menunjukkan perbandingan signifikan dalam empat aspek operasional pengajaran. Waktu identifikasi anak bermasalah menurun drastis dari 25 menit menjadi hanya 5 menit per kelas, yang berarti relawan dapat lebih cepat merespons kebutuhan anak. Peningkatan paling mencolok terlihat pada indikator intervensi tepat sasaran, yang melonjak dari 40% menjadi 85%, menandakan bahwa sistem prediksi berhasil mengarahkan relawan untuk memberikan bantuan yang lebih terarah kepada anak yang benar-benar membutuhkan.

3.3 Dampak Peningkatan Hasil Belajar Siswa

Tabel 3. Data Kompetensi Hasil Numerasi Peningkatan Hasil Belajar

Dimensi Kompetensi	Skor Awal (0-100)	Skor Akhir (0-100)	Delta
Logika Spasial	58	79	+21
Pengenalan Geometri	62	81	+19
Operasi Hitung Dasar	65	82	+17
Pemecahan Masalah Numerasi	55	76	+21
Ketekunan Belajar	60	78	+18



Gambar 3. Peningkatan Kompetensi Numerasi Siswa

Gambar 3 menggambarkan pergeseran profil kompetensi numerasi siswa secara menyeluruh. Terlihat bahwa seluruh dimensi kompetensi mengalami peningkatan, dengan Logika Spasial dan Pemecahan Masalah menunjukkan peningkatan tertinggi (masing-masing +21 poin). Pola ini sejalan dengan temuan feature importance model ML yang menunjukkan logika spasial sebagai variabel prediktor utama, sehingga intervensi yang difokuskan pada aspek tersebut memberikan dampak terbesar terhadap kemampuan numerasi anak secara keseluruhan.

4. KESIMPULAN

Sinergi antara teknologi *Machine Learning* dan pendidikan informal berbasis komunitas telah berhasil terwujud melalui kolaborasi Tim Ilmu Komputer dengan Komunitas RAPI Tajur Halang. Pengembangan model prediksi berbasis framework CRISP-DM terbukti mampu diadaptasi dalam konteks pengabdian masyarakat yang terbatas sumber daya teknis, menunjukkan bahwa solusi berbasis data dapat memberikan kontribusi nyata di luar ruang lingkup akademik formal.

Dari sisi efektivitas, penggunaan model cerdas memberikan dampak ganda yang signifikan. Pertama, relawan RAPI dapat memetakan potensi kesulitan belajar numerasi anak secara lebih cepat dari 25 menit menjadi 5 menit per sesi dan lebih objektif, mengurangi ketergantungan pada intuisi subjektif pengajar. Kedua, intervensi pengajaran visual yang telah terbukti efektif pada abdimas sebelumnya kini menjadi lebih tepat sasaran karena didukung oleh rekomendasi prediktif yang spesifik per individu anak. Hal ini tercermin pada peningkatan kompetensi numerasi siswa di seluruh dimensi, dengan lonjakan tertinggi pada logika spasial dan pemecahan masalah.

Ke depan, pengembangan model ini perlu diarahkan pada integrasi ke dalam aplikasi Android utuh yang dapat diakses secara luas. Dengan demikian, manfaat teknologi prediksi kesulitan belajar tidak lagi terbatas pada satu komunitas, melainkan dapat menjangkau komunitas pendidikan akar rumput lainnya di berbagai wilayah. Langkah ini akan memperkuat jejak keberlanjutan program serta memperluas dampak positif personalisasi pembelajaran numerasi bagi anak-anak yang belum terjangkau oleh sistem pendidikan formal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada Radio Antar Penduduk Indonesia (RAPI), khususnya Sekretariat Lokal Tajur Halang, atas kerja sama, keterbukaan, dan partisipasi aktif selama proses perencanaan, implementasi, dan evaluasi program. Dedikasi relawan dalam mengumpulkan data lapangan serta komitmen dalam menerapkan hasil rekomendasi teknologi menjadi fondasi

penting keberhasilan program ini. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Tim Ilmu Komputer yang telah mengembangkan model *Machine Learning* dan instrumen digital dengan penuh tanggung jawab, serta meluangkan waktu untuk pendampingan teknis di lapangan. Tidak lupa, penulis menyampaikan apresiasi kepada orang tua dan wali siswa yang telah memberikan izin dan dukungan penuh terhadap partisipasi anak-anak dalam program bimbingan belajar numerasi berbasis teknologi ini. Terakhir, penulis berterima kasih kepada pihak-pihak terkait yang turut mendukung kelancaran pelaksanaan pengabdian kepada masyarakat ini, baik secara moral maupun material.

REFERENCES

- Braga, C. M., Serrano, M. A., & Fernández-medina, E. (2025). Towards a methodology for ethical artificial intelligence system development : A necessary trustworthiness taxonomy. 286(May).
- Dhika, H., Destiwati, F., & Akhirina, T. Y. (2025). Penguatan Literasi Numerasi Anak melalui Pendekatan Visual dalam Kegiatan Abdimas Kolaboratif RAPI. *Jurnal Insan Peduli ...*, 3(1), 36–43. <https://ejournal.lppinpest.org/index.php/jipemas/article/view/179%0Ahttps://ejournal.lppinpest.org/index.php/jipemas/article/download/179/68>
- Gading Permana, A., Dwi Putra, B., Rais, M., Mz, K., Awwabin, M., Nugroho, N. A., Ramadhan, S. F., Ramadhan, T., & Setiawan, T. (2024). Pengembangan Sistem Pendeteksi Hama Berbasis Machine Learning Untuk Para Petani. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(4), 447–450. <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/appa>
- Kenneth Jensen. (2012). CRISP-DM Process Diagram. Wikipedia2a. https://en.wikipedia.org/wiki/File:CRISP-DM_Process_Diagram.png
- Miedema, E., Waschull, S., & Emmanouilidis, C. (2026). Computers in Industry Towards trustworthy artificial intelligence for decision-making : A lifecycle perspective on knowledge- and data-driven artificial intelligence systems. *Computers in Industry*, 174(September 2025), 104409. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2025.104409>
- OECD. (2023). Pisa 2022 Results. In Factsheets: Vol. I. OECD Publishing. https://www.oecd-ilibrary.org/education/pisa-2022-results-volume-i_53f23881-en%0Ahttps://www.oecd.org/publication/pisa-2022-results/country-notes/germany-1a2cf137/
- Rianti, A., Majid, N. W. A., & Fauzi, A. (2023). CRISP-DM: Metodologi Proyek Data Science. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Bisnis (SENATIB)*, 107–114.
- Sarwahita, S. A., Sutrisno, T., & Suswandari, M. (2024). Peran Guru dalam Mendiagnosis Kesulitan Literasi Numerasi di Sekolah Dasar Negeri Pondok 01. *Ideguru: Jurnal Karya Ilmiah Guru*, 9(2), 1087–1096. <https://doi.org/10.51169/ideguru.v9i2.1024>