



Tipe Kecerdasan Majemuk Siswa Sekolah Dasar Berbasis Catatan Perilaku Menggunakan Algoritma Naive Bayes, K-Nearest Neighbors, dan Support Vector Machine

Asep Herman Nursalam¹, Agung Budi Susanto², Taswanda Taryo³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika S-2, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Banten

Email: ¹asephnursalam@gmail.com, ²dosen02680@unpam.ac.id, ³dosen02234@unpam.ac.id

ABSTRACT

This study aims to identify the types of multiple intelligences of elementary school students based on Howard Gardner's theory by utilizing machine learning algorithms, namely Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), and Support Vector Machine (SVM). The data used comes from student behavior records and intelligence type questionnaires obtained from students or parents. The SEMMA method (Sample, Explore, Modify, Model, Assess) is used, including text preprocessing and TF-IDF feature extraction. The classification process is carried out using Orange Data Mining software and evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and AUC metrics. The evaluation results show that the SVM algorithm provides the best performance with an accuracy of 93.30% and AUC of 0.997. Naive Bayes follows with 90.50% accuracy and 0.994 AUC, while KNN reaches 89.50% accuracy and 0.941 AUC. The study also results in a web-based application prototype that classifies students' intelligence types and provides personalized learning recommendations. This confirms the effectiveness of machine learning in supporting personalized learning and student potential development.

Keywords: *behavioral records; K-Nearest Neighbors; multiple intelligence; Naive Bayes; Support Vector Machine;*

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa sekolah dasar berdasarkan teori Howard Gardner dengan memanfaatkan algoritma *machine learning*, yaitu Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Support Vector Machine (SVM). Data yang digunakan berasal dari catatan perilaku siswa dan hasil kuesioner tipe kecerdasan yang diperoleh dari siswa atau orang tua. Penelitian menggunakan metode SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*) dengan teknik *text preprocessing* dan ekstraksi fitur TF-IDF. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan AUC. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma SVM memberikan performa terbaik dengan akurasi 93,30% dan AUC 0,997. Algoritma Naive Bayes menyusul dengan akurasi 90,50% dan AUC 0,994, sedangkan KNN memperoleh akurasi 89,50% dan AUC 0,941. Penelitian ini juga menghasilkan prototipe aplikasi berbasis web yang mampu mengklasifikasikan tipe kecerdasan siswa dan memberikan rekomendasi pembelajaran secara otomatis. Dengan demikian, penerapan *machine learning* terbukti efektif dalam mendukung personalisasi pembelajaran dan pengembangan potensi siswa.

Kata kunci: catatan perilaku; K-Nearest Neighbors; kecerdasan majemuk; Naive Bayes; Support Vector Machine;

1. PENDAHULUAN

Pendidikan di era digital saat ini menuntut adanya pendekatan yang lebih personal dan adaptif terhadap kebutuhan belajar individual siswa. Salah satu kunci untuk mencapai hal tersebut adalah dengan memahami tipe kecerdasan majemuk yang dimiliki oleh setiap siswa [1]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan pentingnya kecerdasan majemuk dalam meningkatkan hasil belajar dan membentuk karakter siswa. Fauzi [1] menemukan bahwa strategi pembelajaran berbasis kecerdasan majemuk meningkatkan ketuntasan belajar karena pendekatan guru lebih sesuai dengan kemampuan siswa. Nugroho [2] menggunakan Support Vector Machine (SVM) untuk memodelkan hubungan antara demografi, kecerdasan majemuk, dan gaya belajar, yang terbukti berpengaruh signifikan terhadap kemampuan akademik. Musfiroh [3] menganalisis keterkaitan kecerdasan majemuk dengan karakter moral siswa dalam konteks bencana, dan menemukan pola hubungan antara keduanya. Terbukti bahwa, tipe kecerdasan majemuk memiliki keterkaitan dengan peningkatan hasil belajar, menjadi faktor yang paling menentukan dalam mempengaruhi kemampuan akademik, dan karakter moral.

Kecerdasan majemuk mencakup berbagai kemampuan seperti linguistik, logis-matematis, spasial, kinestetik, musikal, interpersonal, intrapersonal, dan naturalistik. Klasifikasi tipe kecerdasan ini penting untuk menyusun pembelajaran yang sesuai dengan potensi siswa. Sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas algoritma *supervised learning* seperti Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN) dan SVM dalam mengklasifikasikan data berbasis teks. Dalam penelitian [4], misalnya, telah digunakan pendekatan analisis media sosial untuk mengidentifikasi kecerdasan anak, sedangkan penelitian lain [5], [6], [7], [8], [9] mengaplikasikan metode serupa untuk klasifikasi gaya belajar atau karakter individu berdasarkan teks di media sosial. Meskipun demikian, belum banyak studi yang secara spesifik mengimplementasikan dan membandingkan ketiga algoritma tersebut ke dalam konteks klasifikasi tipe kecerdasan siswa berdasarkan catatan perilaku yang dibuat oleh guru.

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tipe kecerdasan majemuk siswa SD berdasarkan catatan perilaku menggunakan algoritma Naive Bayes, K-Nearest Neighbors, dan Support Vector Machine. Hasil klasifikasi diharapkan dapat membantu guru dalam merancang pembelajaran yang lebih efektif sesuai kebutuhan dan potensi siswa.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan metode SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Asses*) sebagai kerangka sistematis dalam pengolahan data dan pengembangan model klasifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa sekolah dasar. Metode ini memungkinkan tahapan penelitian dilakukan secara terstruktur, dimulai dari pengumpulan data hingga evaluasi performa model klasifikasi [10]

2.1. *Sample, Explore dan Modify*

Tahap awal dilakukan dengan mengumpulkan data berupa catatan perilaku siswa SD dari SD Labschool UPI Cibiru Bandung dan hasil kuesioner tipe kecerdasan majemuk. Dataset terdiri dari 600 catatan teks yang dikategorikan ke dalam 8 tipe kecerdasan berdasarkan teori Gardner: Verbal-Linguistik, Logis-Matematis, Visual-Spasial, Musikal, Kinestetik, Interpersonal, Intrapersonal, dan Naturalis. Tahapan berikutnya adalah *explore* yang bertujuan untuk memahami struktur data dan menentukan atribut relevan untuk klasifikasi. Fokus utama diletakkan pada kolom “catatan perilaku” karena langsung mencerminkan aktivitas siswa. Analisis distribusi data, korelasi antar atribut, dan penyaringan atribut yang tidak signifikan dilakukan pada tahap ini. Kemudian ada juga *modify* yaitu modifikasi data dilakukan yang dilakukan melalui 2 (dua) proses utama: *text preprocessing* dan *feature extraction*. Tujuannya adalah untuk mempersiapkan data teks agar dapat digunakan dalam proses klasifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa secara efektif.

Setelah dilakukan proses yang telah diuraikan sebelumnya, kemudian *text preprocessing* dilakukan yang bertujuan untuk membersihkan data agar siap diolah dalam tahap ekstraksi fitur. Proses ini menghasilkan token berupa akar kata yang bebas dari *noise* seperti tanda baca, tag HTML, atau kesalahan *encoding*. Tahapan *text preprocessing* meliputi lima langkah utama: *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, *stopwords removal*, dan *stemming*. Setiap langkah ini penting untuk menyederhanakan dan menormalkan data sebelum fitur diekstraksi untuk proses klasifikasi. Setelah proses ini selesai dilakukan *feature extraction* yang dilakukan dengan metode TF-IDF menggunakan *widget* “Bag of Words” di Orange Data Mining. Proses ini mengubah kumpulan token menjadi vektor representasi numerik.

2.2. Model dan Assess

Tahap model melibatkan klasifikasi menggunakan 3 (tiga) algoritma *supervised learning*: Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Support Vector Machine (SVM) [11], [12]. Data dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Validasi dilakukan menggunakan *10-fold cross-validation*. Model kemudian dievaluasi berdasarkan performa klasifikasi terhadap data uji. Kemudian evaluasi model dilakukan untuk menentukan algoritma terbaik dalam mengklasifikasi tipe kecerdasan siswa berbasis teks naratif. Penilaian dilakukan berdasarkan 5 (lima) metrik, yaitu akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *Area Under Cover* (AUC), serta didukung dengan visualisasi *confusion matrix*. Perlu diketahui bahwa AUC mengukur kemampuan model dalam membedakan antara kelas positif dan negatif di berbagai ambang prediksi, dengan nilai antara 0,5 (acak) hingga (1,0) sempurna. Semakin tinggi AUC, semakin baik performa model dalam membedakan kelas.

Confusion Matrix menggambarkan distribusi hasil klasifikasi ke dalam 4 (empat) kategori: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Berdasarkan nilai-nilai ini dihitung metrik evaluasi:

- a. *Accuracy*: proporsi prediksi yang benar dari seluruh data

$$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

- b. *Precision*: akurasi prediksi positif

$$\frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2)$$

- c. *Recall*: cakupan prediksi terhadap semua data positif

$$\frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

- d. *F1-score*: harmonisasi antara *precision* dan *recall*

$$2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \quad (4)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini mencakup evaluasi kinerja model klasifikasi teks yang dikembangkan untuk mengidentifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa berdasarkan catatan perilaku. Tiga algoritma yang digunakan dalam proses klasifikasi adalah Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Support Vector Machine (SVM). Adapun

masing-masing model dievaluasi menggunakan matriks yang umum dalam klasifikasi, yaitu: akurasi, presisi, *recall*, *f1-score*, dan AUC (*Area Under the Curve*).

3.1. Klasifikasi Teks Menggunakan Algoritma Naive Bayes, *K-Nearest Neighbors*, dan *Support Vector Machine*

Berikut merupakan tahapan-tahapan yang dilakukan penulis dalam melakukan pengolahan data:

1. Pengumpulan Data dan *Preprocessing*

Pengumpulan data dilakukan menggunakan dataset yang berasal dari penilaian wali kelas terhadap catatan perilaku siswa dan hasil kuesioner tipe kecerdasan yang diisi oleh siswa atau orang tua. Dataset berformat .csv ini terdiri dari dua kolom utama: “catatan” berisi deskripsi perilaku siswa, dan “tipe kecerdasan” berdasarkan hasil kuesioner, dengan total 600 catatan perilaku. Tahap berikutnya adalah *preprocessing* dan sebelum melakukan hal tersebut, kolom “catatan” dikonversi terlebih dahulu menjadi data berbentuk *corpus* agar dapat diolah sebagai teks dalam proses selanjutnya. *Corpus* adalah kumpulan teks yang digunakan untuk tujuan analisis bahasa atau pemrosesan teks. Dalam konteks ini, *corpus* merujuk pada kumpulan data teks yang berasal dari kolom “catatan” dalam *dataset* yang berisi deskripsi perilaku siswa. Setelah itu proses *text preprocessing* dengan tahapan-tahapan sebagai berikut:

a. *Case Folding*

Mengubah semua huruf menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan kata akibat kapitalisasi. Di Orange Data Mining dilakukan melalui opsi Lowercase pada widget *Preprocess Text* → *Transformation*.

Tabel 1. Perbandingan teks sebelum dan sesudah Case Folding

Teks sebelum <i>Case Folding</i>	Teks setelah <i>Case Folding</i>
Membantu teman yang kesulitan Matematika.	membantu teman yang kesulitan matematika.

(Sumber: Penulis, 2025)

b. *Cleaning*

Menghapus token tidak bermakna seperti tanda baca, HTML tag, *emoticon*, dan kesalahan *encode*. Dilakukan dengan opsi Parse HTML dan *Regex* pada *Filtering* untuk menghilangkan *noise*.

Tabel 2. Perbandingan teks sebelum dan sesudah *Cleaning*

Teks sebelum <i>Cleaning</i>	Teks setelah <i>Cleaning</i>
membantu teman yang kesulitan matematika.	membantu teman yang kesulitan matematika

(Sumber: Penulis, 2025)

c. *Tokenization*

Memecah teks menjadi token kata. Di Orange, dilakukan dengan menambahkan opsi *Tokenization* setelah proses *cleaning*.

Tabel 3. Perbandingan teks sebelum dan sesudah *Tokenization*

Teks sebelum <i>Tokenization</i>	Teks setelah <i>Tokenization</i>
membantu teman yang kesulitan matematika	membantu teman yang kesulitan matematika

(Sumber: Penulis, 2025)

d. *Stopwords Removal*

Menghapus kata-kata umum yang tidak bermakna (seperti kata hubung). Menggunakan daftar *stopwords* dari penelitian [13] melalui opsi *Stopwords* pada *Filtering*.

Tabel 4. Perbandingan sebelum dan sesudah *Stopwords Removal*

Sebelum <i>Stopwords Removal</i>	Setelah <i>Stopwords Removal</i>
membantu teman yang kesulitan matematika	membantu teman kesulitan matematika

(Sumber: Penulis, 2025)

e. *Stemming*

Mengubah kata menjadi bentuk dasar (akar kata) menggunakan metode *WordNet Stemmer* melalui opsi *Normalization* di Orange.

Tabel 5. Perbandingan sebelum dan sesudah *Stemming*

Sebelum <i>Stemming</i>	Setelah <i>Stemming</i>
membantu teman kesulitan matematika	bantu teman sulit matematika

(Sumber: Penulis, 2025)

2. *Bag of Words*

Proses mengkonversi teks menjadi vektor menggunakan metode TF-IDF untuk memberi bobot pada kata berdasarkan frekuensi kemunculannya di dokumen tertentu.

Pada *widget Bag of Words*, metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) digunakan untuk memberi bobot pada kata-kata berdasarkan pentingnya kata tersebut dalam dokumen tertentu relatif terhadap seluruh dokumen. Bobot ini dihitung berdasarkan:

- a. *Term Frequency* (TF): Frekuensi suatu kata muncul dalam sebuah dokumen
- b. *Inverse Document Frequency* (IDF): Frekuensi kebalikan dari dokumen yang mengandung kata tersebut dalam seluruh dataset

Widget Bag of Words secara otomatis membangun matriks TF-IDF, dimana setiap baris merepresentasikan sebuah dokumen, dan setiap kolom merepresentasikan sebuah fitur (kata/token) yang unik.

3. *Splitting Dataset*

Dalam proses analisis data menggunakan *Orange Data Mining*, pembagian dataset menjadi data latih dan data uji merupakan langkah penting untuk memastikan model dapat dievaluasi secara valid. Langkah ini dilakukan menggunakan *widget Data Sampler*. *Widget* ini memungkinkan pembagian *dataset* menjadi 2 (dua) bagian dengan proporsi tertentu, misalnya 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji.

4. Klasifikasi

Pada tahap *modeling*, algoritma *machine learning* digunakan untuk menentukan tipe kecerdasan berdasarkan deskripsi catatan perilaku siswa. *Orange Data Mining* menyediakan *widget* yang memudahkan penerapan berbagai algoritma klasifikasi, termasuk Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Support Vector Machine (SVM). Adapun perbandingan hasil komparasi *Accuracy* dan AUC Algoritma yang telah digunakan sebagai berikut:

Tabel 6. Komparasi *Accuracy* dan AUC Algoritma Klasifikasi

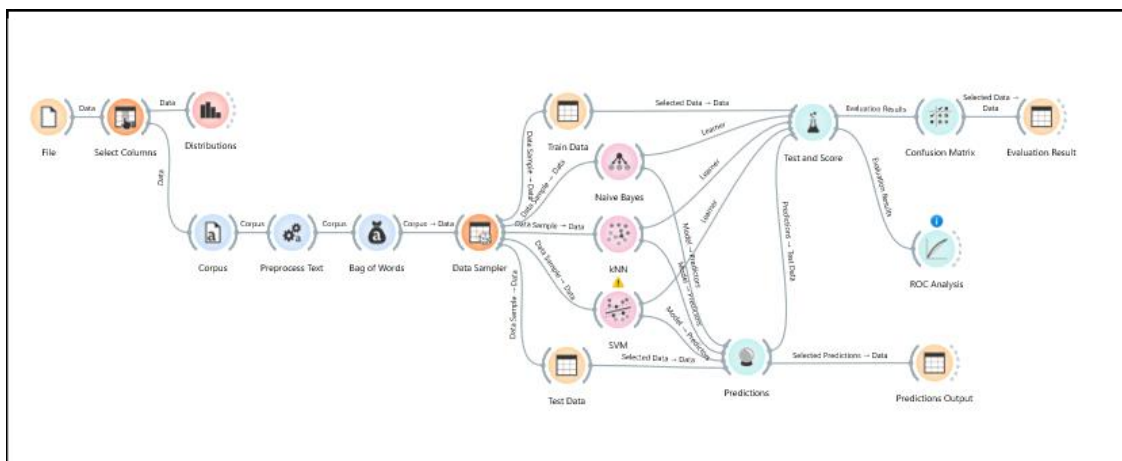
Algoritma	<i>Accuracy</i>	AUC
Naive Bayes	90.50%	0.994
KNN	89.50%	0.941
SVM	93.30%	0.997

(Sumber: Penulis, 2025)

Hasil evaluasi kinerja tiga algoritma klasifikasi menunjukkan perbedaan performa yang jelas berdasarkan metrik akurasi dan AUC (*Area Under Curve*). Metrik ini dipilih karena mewakili aspek penting dalam sistem klasifikasi, yaitu: seberapa sering prediksi benar (akurasi), dan seberapa baik model membedakan antar kelas (AUC). Sementara itu, algoritma *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan performa tertinggi dengan akurasi sebesar 93,30% dan AUC sebesar 0,997. Di urutan kedua, algoritma Naive Bayes mencatatkan akurasi sebesar 90,50% dan AUC sebesar 0,994. Sementara itu, algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) berada di urutan ketiga dengan akurasi 89,50% dan AUC sebesar 0,941.

3.2. Analisis Evaluasi Hasil dan Validasi Model

Hasil dari evaluasi ini menunjukkan kemampuan masing-masing model pengujian model Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan tipe kecerdasan majemuk siswa berdasarkan deskripsi perilaku. Nilai akurasi presisi, recall, *f1*-score, dan AUC dibandingkan untuk menentukan model terbaik, serta mempertimbangkan efisiensi komputasi dari masing-masing algoritma. Hasil pada Orange Data Mining dengan desain *workflow* sebagai berikut:



Gambar 1. Desain *Workflow* Model Naive Bayes, KNN, dan SVM pada Orange Data Mining

Workflow penelitian pada Orange Data Mining terdiri dari beberapa tahapan terstruktur untuk melakukan klasifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa. Proses dimulai dengan komponen *File* → *Select Columns* yang digunakan untuk mengimpor dataset dan memilih kolom-kolom relevan, seperti deskripsi perilaku dan tipe kecerdasan. Selanjutnya, komponen *Preprocess Text* → *Bag of Words* digunakan untuk mengubah

data teks menjadi representasi numerik menggunakan teknik TF-IDF melalui proses tokenisasi, normalisasi, dan pembobotan kata. Setelah itu, data diproses melalui *Data Sampler* yang membagi dataset secara acak dan proporsional menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Tiga algoritma klasifikasi—Naive Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), dan Support Vector Machine (SVM)—dilatih menggunakan data latih tersebut, dan model yang terbentuk diuji menggunakan data uji yang belum pernah dilatih. Evaluasi performa model dilakukan melalui komponen *Test and Score* dengan dua mode evaluasi, yaitu *10-Fold Cross Validation* untuk mengukur performa rata-rata, dan *Test on test data* untuk mengevaluasi model pada data uji. Terakhir, hasil prediksi ditampilkan menggunakan komponen *Predictions*, sementara performa klasifikasi dianalisis lebih lanjut menggunakan *Confusion Matrix* untuk melihat distribusi prediksi terhadap kelas sebenarnya.

Untuk pengujian hasil model metode Naive Bayes diperoleh akurasi yaitu 90.5%, presisi = 91.6%, *recall* = 90.5%, dan *f1-score* = 90.7% dan hasil secara rinci dapat dilihat pada Gambar 2 berikut ini.

		Predicted								Σ
		interpersonal	intrapersonal	kinestetik	logis-matematis	musikal	naturalis	verbal-linguistik	visual-spasial	
Actual	interpersonal	69	0	2	3	0	0	4	0	78
	intrapersonal	0	44	1	1	0	0	3	0	49
	kinestetik	0	0	43	1	1	0	2	0	47
	logis-matematis	0	0	0	44	0	0	0	0	44
	musikal	0	0	0	1	45	0	1	0	47
	naturalis	0	0	3	2	0	60	3	0	68
	verbal-linguistik	2	2	0	3	0	0	36	0	43
	visual-spasial	0	2	0	1	0	0	2	39	44
Σ		71	48	49	56	46	60	51	39	420

Gambar 2. *Confusion Matrix* Naive Bayes

Berikutnya adalah hasil pengujian model dengan metode K-Nearest Neighbors (KNN) dan diperoleh akurasi yaitu 89.5%, presisi = 92.8%, *recall* = 89.5%, dan *f1-score* = 90.4% dan hasil secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 3 berikut.

		Predicted								Σ
		interpersonal	intrapersonal	kinestetik	logis-matematis	musikal	naturalis	verbal-linguistik	visual-spasial	
Actual	interpersonal	69	0	2	3	0	0	4	0	78
	intrapersonal	0	44	1	1	0	0	3	0	49
	kinestetik	0	0	43	1	1	0	2	0	47
	logis-matematis	0	0	0	44	0	0	0	0	44
	musikal	0	0	0	1	45	0	1	0	47
	naturalis	0	0	3	2	0	60	3	0	68
	verbal-linguistik	2	2	0	3	0	0	36	0	43
	visual-spasial	0	2	0	1	0	0	2	39	44
Σ		71	48	49	56	46	60	51	39	420

Gambar 3. *Confusion Matrix* K-Nearest Neighbors

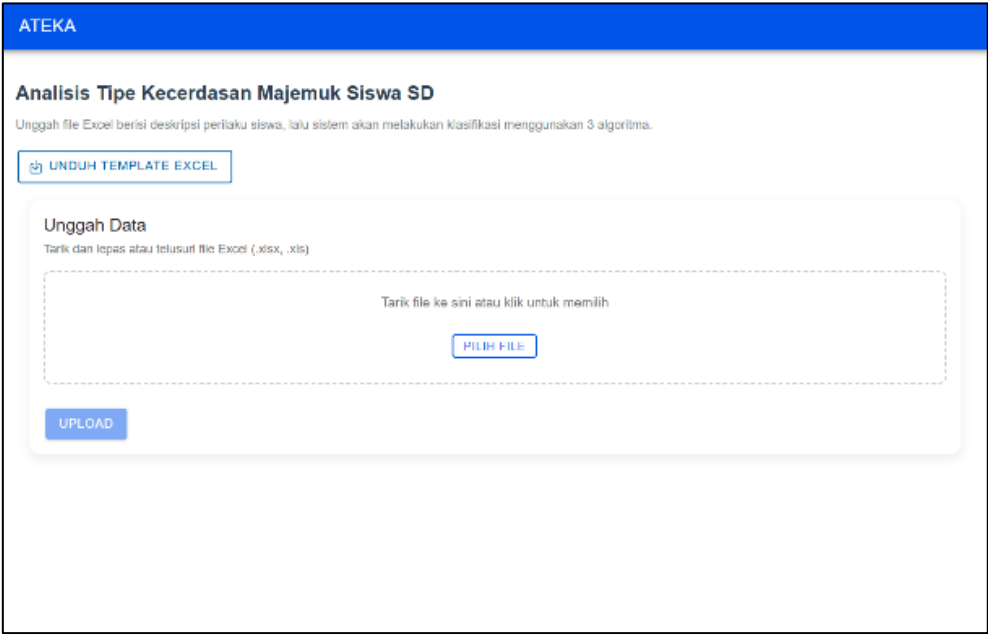
Hasil pengujian model dengan metode Support Vector Machine (SVM) diperoleh akurasi yaitu 93.3%, presisi = 93.8%, *recall* = 93.3%, dan *f1-score* = 93.4% dan hasil secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.

		Predicted								Σ
		interpersonal	intrapersonal	kinestetik	logis-matematis	musikal	naturalis	verbal-linguistik	visual-spasial	
Actual	interpersonal	78	0	0	0	0	0	0	0	78
	intrapersonal	0	42	1	0	0	0	6	0	49
	kinestetik	2	0	43	1	0	0	1	0	47
	logis-matematis	0	0	0	42	0	1	1	0	44
	musikal	1	0	0	0	44	0	2	0	47
	naturalis	0	1	1	0	0	64	2	0	68
	verbal-linguistik	1	1	1	1	0	0	39	0	43
	visual-spasial	1	1	0	1	1	0	0	40	44
Σ		83	45	46	45	45	65	51	40	420

Gambar 4. *Confusion Matrix* Support Vector Machine

3.3. Prototipe Aplikasi

Sebagai implementasi hasil penelitian, dikembangkan prototipe aplikasi web untuk mengidentifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa SD berdasarkan deskripsi perilaku. Aplikasi ini mengintegrasikan model klasifikasi dari Orange Data Mining dan memungkinkan pengguna mengunggah data, melakukan klasifikasi, serta menampilkan hasil dan rekomendasi pembelajaran.



Gambar 5. Halaman Awal Prototipe Aplikasi

The screenshot shows the 'ATEKA' application interface for 'Hasil Klasifikasi'. It includes a search bar with '5 a' and three export buttons: 'EKSPOR KE CSV', 'EKSPOR KE EXCEL', and 'EKSPOR KE PDF'. Below is a table with 5 columns: #, Nama, Kelas, Deskripsi, and three columns for classification results (Naive Bayes, KNN, SVM) and a 'Dominan' column. The 'Rekomendasi' column provides suggestions based on the dominant intelligence type.

#	Nama	Kelas	Deskripsi	Naive Bayes	KNN	SVM	Dominan	Rekomendasi
151	Fannisa Rizkia Khairani	5 A ADENIUM (EXCELLENT) - Titin Nurgantini, S.Pd	Cekatan saat melakukan percobaan sains sedemikian di meja guru.	Kinestetik	Kinestetik	Kinestetik	Kinestetik	Gunakan aktivitas fisik dan permainan peran.
152	Haurs Nazhifa Khairunnisa	5 A ADENIUM (EXCELLENT) - Titin Nurgantini, S.Pd	Berbagi alat tulis dengan teman yang lupa membawa dengan sukarela.	Interpersonal	Interpersonal	Interpersonal	Interpersonal	Gunakan kerja kelompok dan diskusi.
153	Kanaya Hafwa Aurora	5 A ADENIUM (EXCELLENT) - Titin Nurgantini, S.Pd	Suka bermain peran dalam drama kelas, ekspresinya alami.	Verbal-Linguistik	Verbal-Linguistik	Verbal-Linguistik	Verbal-Linguistik	Gunakan membaca, diskusi, dan presentasi.
154	Muhammed Avian Al Rama	5 A ADENIUM (EXCELLENT) - Titin Nurgantini, S.Pd	Cepat akrab dengan teman baru, mengajak mereka berkenalan dengan lingkungan sekolah.	Interpersonal	Interpersonal	Interpersonal	Interpersonal	Gunakan kerja kelompok dan diskusi.
155	Muhammad Dhiyham Fadhillah	5 A ADENIUM (EXCELLENT) - Titin Nurgantini, S.Pd	Senang mengikuti program kebun sekolah, rajin merawat tanaman.	Naturalis	Naturalis	Naturalis	Naturalis	Gunakan eksperimen dan pengamatan alam.

Gambar 6. Halaman Hasil Klasifikasi

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa penerapan algoritma *machine learning* dalam klasifikasi tipe kecerdasan majemuk siswa sekolah dasar berdasarkan catatan perilaku terbukti efektif. Model yang dikembangkan memanfaatkan data deskriptif perilaku siswa dan hasil kuesioner untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat dan konsisten, sesuai

dengan teori kecerdasan majemuk Howard Gardner. Dari ketiga algoritma yang diuji, Support Vector Machine (SVM) menunjukkan performa terbaik dengan akurasi mencapai 93,30% dan nilai AUC sebesar 0,997, yang menunjukkan kemampuan model dalam membedakan antar tipe kecerdasan secara optimal. Naive Bayes juga menunjukkan kinerja yang kompetitif dengan akurasi 90,50% dan AUC 0,994. Sementara itu, algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) memiliki performa sedikit lebih rendah dengan akurasi 89,50% dan AUC 0,941. Sebagai implementasi dari hasil penelitian, dikembangkan prototipe aplikasi web yang memungkinkan pendidik untuk mengunggah data perilaku siswa dan memperoleh hasil klasifikasi kecerdasan majemuk secara otomatis, lengkap dengan rekomendasi pembelajaran yang sesuai.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Fauzi, Y. Yusnita, W. Sugito, Y. Yurnalis, dan S. Santoso, “Peningkatan Hasil Belajar Siswa Menggunakan Strategi Pembelajaran Berbasis Multiple Intelligence (Kecerdasan Majemuk) pada Mata Pelajaran Tematik Sekolah Dasar,” *Mitra PGMI: Jurnal Kependidikan MI*, vol. 9, no. 1, hlm. 43–54, Jan 2023, doi: 10.46963/mpgmi.v9i1.518.
- [2] B. I. Nugroho, N. A. Santoso, dan A. A. Murtopo, “Prediksi Kemampuan Akademik Mahasiswa dengan Metode Support Vector Machine,” *Remik*, vol. 7, no. 1, hlm. 177–188, Jan 2023, doi: 10.33395/remik.v7i1.12010.
- [3] M. Musfiroh, W. Liliawati, H. Rusnayati, dan Y. R. Nuryani, “Analisis Pola Hubungan Kecerdasan Majemuk dengan Karakter Siswa Sekolah Menengah Pertama pada Kasus Gunung Meletus,” *Prosiding Simposium Nasional Inovasi dan Pembelajaran Sains 2015 (SNIPS 2015)*, hlm. 417–420, 2015.
- [4] B. Siregar, C. Aprilia, F. D. Anggaraeni, dan I. Jaya, “Klasifikasi Kecerdasan Majemuk pada Anak Berdasarkan Posting Aktivitas di Media Sosial Menggunakan SentiStrength dan Spearman’s Rank Correlation Coefficient,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 3, no. 4, hlm. 357–365, Okt 2019, doi: <https://doi.org/10.30865/mib.v3i4.1500>.
- [5] D. Andreswari, A. Wijanarko, dan G. L. Yolanda, “Implementasi Metode Forward Chaining Dalam Pembuatan Sistem Pakar Pemilihan Jurusan Kuliah Berdasarkan

- Hasil Tes Kepribadian dan Kecerdasan Majemuk,” *Jurnal Pseudocode*, vol. 9, no. 2, hlm. 80–87, 2022, doi: 10.33369/pseudocode.9.2.80-87.
- [6] S. Ramadandi dan Jahring, “Klasifikasi Gaya Belajar Mahasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier,” *Jurnal Teknologi dan Informasi*, vol. 10, no. 2, hlm. 170–179, 2020, doi: 10.34010/jati.v10i2.
- [7] A. Wijaya dan M. Cendana, “Klasifikasi Kepribadian Myres-Briggs Type Indicator Berdasarkan Cuitan di Twitter Menggunakan Metode TF-IDF dan Naive Bayes Classifier,” *Jurnal Linguistik Komputasional*, vol. 3, no. 2, hlm. 48–53, 2020.
- [8] M. Maulidah, “Klasifikasi Kepribadian Menggunakan Algoritma Machine Learning,” *Maret*, vol. 3, no. 1, hlm. 66–73, 2023, doi: <https://doi.org/10.55606/jitek.v3i1.1292>.
- [9] A. C. Khotimah dan E. Utami, “Comparison Naïve Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor and Support Vector Machine In The Classification Of Individual On Twitter Account,” *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 3, no. 3, 2022, doi: 10.20884/1.jutif.2022.3.3.254.
- [10] R. F. R. Forradellas, S. L. N. Alonso, M. L. Rodriguez, dan J. Jorge-Vazquez, “Applied machine learning in social sciences: Neural networks and crime prediction,” *Soc Sci*, vol. 10, no. 1, hlm. 1–20, Jan 2021, doi: 10.3390/socsci10010004.
- [11] D. A. Maheswari, A. T. Zy, dan I. Afriantoro, “Sentiment Analysis of Dune: Part Two Movie Reviews Using the Naive Bayes Method,” *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, vol. 6, no. 4, hlm. 1749–1758, Okt 2024, doi: 10.47709/cnahpc.v6i4.4606.
- [12] A. A. Rashifa, H. Marcos, P. Subarkah, dan S. A. Sholikhatin, “Comparison of SVM and Naïve Bayes Classifier Algorithms on Student Interest in Joining MSIB,” *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, vol. 10, no. 1, hlm. 116–123, Agu 2024, doi: 10.33480/jitk.v10i1.5270.
- [13] F. Z. Tala, “A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia,” 2003.