

© Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi
Karya ini berada di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-BerbagiSerupa 4.0 Internasional
Terjemahan artikel 10.22146/jnteti.v14i1.16406

Tulisan Tangan Kursif Digital untuk Menentukan FMS Anak Sekolah Usia Dini

Nurul Zainal Fanani¹, Ika Widiastuti², Khamid³, Laszlo T. Koczy⁴

¹ Program Studi Teknologi Rekayasa Mekatronika, Jurusan Teknik, Politeknik Negeri Jember, Jember, Jawa Timur 68121, Indonesia

² Program Studi Manajemen Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember, Jember, Jawa Timur 68121, Indonesia

³ Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Wahidiyah, Kediri, Jawa Timur 64114, Indonesia

⁴ Department of Informatics, Faculty of Mechanical Engineering, Informatics, and Electrical Engineering, Széchenyi István University, Egyetem tér 1, 9026 Győr, Hungaria

[Diserahkan: 24 September 2024, Direvisi: 13 Desember 2024, Diterima: 7 Januari 2025]

Penulis Korespondensi: Nurul Zainal Fanani (email: zainal_fanani@polije.ac.id)

INTISARI — Menilai keterampilan motorik halus (*fine motor skills*, FMS) pada anak sekolah usia dini sangat penting guna mengetahui kesiapan anak bersekolah. Di berbagai negara, termasuk Indonesia, FMS dinilai oleh guru, dan tidak jarang dengan bantuan psikolog pendidikan, melalui pengamatan terhadap tulisan tangan. Namun, pendekatan ini bisa saja subjektif dan rentan terhadap bias pengamat. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan FMS anak-anak berdasarkan kemampuan menulis kursif, dengan menggunakan *digitizer* untuk merekam data. Sistem merekam data secara waktu nyata saat anak-anak menulis kursif, menangkap posisi relatif *stylus* pada papan *digitizer* (termasuk posisi x, y, z) dan nilai tekanan, yang berfungsi sebagai fitur dalam proses klasifikasi. Penelitian ini melibatkan 40 siswa kelas 1 dan 2 dari berbagai sekolah dasar. Proses perekaman data menghasilkan *dataset* mentah yang substansial. Algoritma *random forest*, yang terkenal karena efektivitasnya dalam menganalisis *dataset* besar, digunakan untuk klasifikasi. Hasil klasifikasi menunjukkan keunggulan metode ini dalam mengidentifikasi FMS, mencapai tingkat akurasi sekitar 97,3%. Studi ini menyimpulkan bahwa mengintegrasikan *digitizer* dengan metode klasifikasi *random forest* merupakan pendekatan yang andal dan objektif untuk menilai FMS pada anak-anak, dapat mengurangi bias pengamat, dan memastikan hasil yang akurat. Dalam jangka panjang, pendekatan ini dapat secara signifikan meningkatkan akurasi penilaian FMS, sehingga memungkinkan intervensi dan dukungan yang lebih tepat sasaran bagi anak-anak yang membutuhkan.

KATA KUNCI — Penilaian Menggunakan *Digitizer*, *Fine Motor Skill*, *Random Forest*, Tulisan Tangan Kursif Digital.

I. PENDAHULUAN

Keterampilan motorik halus (*fine motor skills*, FMS) merupakan kemampuan untuk mengoordinasikan gerakan-gerakan otot kecil anggota tubuh, terutama jari, misalnya, memegang benda, menulis, dan memotong. FMS dapat diketahui dari hasil tes kemampuan seseorang untuk menyelesaikan tugas yang melibatkan gerakan jari dengan tingkat akurasi tertentu. Makin tinggi kemampuan motorik seorang anak, makin merasa nyaman anak tersebut untuk menyelesaikan tugas dengan akurasi tinggi. Secara umum, kemampuan motorik seorang anak dapat dilihat dan dibandingkan dengan kemampuan motorik teman sebayanya. Sebagai contoh, anak berusia 5 tahun yang sudah duduk di taman kanak-kanak pada umumnya sudah mampu menulis alfabet. Jika tidak dapat melakukannya, dimungkinkan anak tersebut memiliki FMS yang kurang baik. Anak dengan kemampuan motorik yang baik akan cepat mempelajari hal-hal baru yang sangat berguna dalam pendidikan.

Menggunakan FMS untuk menilai kesiapan anak bersekolah merupakan hal yang penting [1]. Kesiapan bersekolah mengacu pada kesiapan seorang anak untuk terlibat secara efektif dalam proses pembelajaran di sekolah. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa kemahiran menulis seorang anak dapat mengindikasikan tingkat FMS anak tersebut [2]. Oleh karena itu, guru sering menilai FMS dengan memeriksa tulisan anak. Psikolog pendidikan menilai FMS anak-anak di tahun-tahun awal sekolah, khususnya yang duduk di kelas 1, dengan mengamati goresan tangan anak-anak pada hasil tulisan. Pengamatan ini kemudian dikategorikan menjadi dua kelompok: FMS sesuai usia (*appropriate for age*, AG) dan FMS kurang dari usia (*less than age*, LG).

FMS adalah salah satu indikator penting kesiapan sekolah [3]. Keterampilan ini merupakan faktor penting keberhasilan siswa dalam mengikuti kegiatan belajar di sekolah. FMS dapat diajarkan melalui kegiatan menggambar dan menulis. Bagi kebanyakan orang, khususnya orang dewasa, menulis merupakan tugas yang mudah [4]. Namun, menulis bisa menjadi tugas yang sulit bagi anak-anak sekolah usia dini yang baru mulai belajar menulis karena menulis melibatkan persepsi, kognitif, dan motorik yang kompleks [5].

Pada tulisan tangan, khususnya, anak-anak harus fokus memegang pensil sambil mengubah huruf menjadi kata yang bermakna [6]. Anak-anak yang meningkatkan kemampuan menulis dan kemudian melakukan tugas menulis yang lebih kompleks memerlukan sistem pengetahuan yang terintegrasi. Sistem ini mencakup representasi simbolis huruf dan pemahaman terhadap aturan-aturan dalam menulis [7]. Terdapat hubungan signifikan antara FMS pada tahun-tahun awal siswa bersekolah dengan pencapaian akademik siswa [1]. Dikatakan bahwa menyalin gambar berbagai macam bentuk dan menggunakan alat tulis memiliki pengaruh signifikan terhadap pencapaian akademik. Studi sebelumnya telah mengonfirmasi bahwa keterampilan menulis merupakan salah satu FMS terpenting [8]. Terdapat hubungan signifikan antara upaya menulis anak sekolah usia dini dengan perkembangan pengetahuan anak terhadap konstruksi makna melalui kata dan hal ini merupakan langkah penting menuju prestasi akademik [9].

Anak-anak dapat meningkatkan FMS-nya dengan optimal melalui latihan menulis, terutama dengan berlatih tulisan tangan kursif. Cara ini mendorong siswa untuk memikirkan setiap detail tulisan. Tulisan tangan kursif adalah gaya tulisan

yang menekankan hubungan antara huruf dan hubungan antara suku dan struktur kata [10]. Tulisan tangan ini membuat anak-anak lebih nyaman dalam mengenali kata-kata. Tulisan ini juga sejalan dengan perkembangan tubuh dan otot anak-anak. Referensi [11] telah menekankan pentingnya mengajarkan tulisan tangan di sekolah. Berlatih menulis kursif secara teratur untuk meningkatkan kecepatan menulis dan menggambar juga dapat meningkatkan kinerja tulisan tangan [12].

Di negara-negara Eropa, seperti Italia, Spanyol, dan Turki, siswa kelas 1 sekolah dasar diajari menulis kursif. Peneliti dari Turki menunjukkan bahwa tulisan kursif turut berkontribusi pada perkembangan kognitif dan peningkatan kemampuan memperhatikan siswa [10]. Meskipun pada beberapa tahun terakhir masih terdapat perdebatan mengenai pengajaran tulisan tangan, bukti-bukti penelitian terus mendukung pengajaran ini mengingat manfaatnya dalam perkembangan keterampilan menulis. Salah satu kelebihan adalah tulisan vertikal yang dapat membantu perkembangan FMS. Selain itu, tulisan tangan kursif memungkinkan pemisahan kata yang lebih jelas dan membutuhkan usaha lebih, sehingga dapat mengaktifkan bagian otak yang berperan dalam proses menulis [12]. Studi yang telah ada membahas hubungan antara FMS dan prestasi akademik. Namun, sebagian besar studi masih menggunakan tulisan tangan di atas kertas.

Metode klasifikasi FMS melalui proses menulis menggunakan alat bantu komputer jarang didiskusikan. Penelitian sebelumnya mempelajari proses tulisan tangan, yaitu menyelidiki parameter yang digunakan untuk mempelajari perkembangan penulisan dan pembelajaran [13]. Parameter kinematika ini diperoleh selama proses menulis menggunakan *digitizer*. Akan tetapi, parameter ini tidak digunakan untuk memprediksi tingkat FMS. Aplikasi Easy Sketch telah dikembangkan untuk memprediksi tingkat FMS anak-anak menggunakan fitur berbasis gestur sebagai metode klasifikasi dan huruf serta bentuk sebagai objek analisis. Aplikasi ini dapat secara otomatis menganalisis sketsa anak-anak dan mengklasifikasikan tingkat sketsa FMS untuk membantu orang tua dan guru memahami kelebihan dan kelemahan keterampilan menggambar anak-anak [4]. Model serupa berhasil diimplementasikan pada penelitian sebelumnya, yang menggunakan teknik bebas model (*model-free*) dengan alat analisis tulisan tangan untuk membedakan penyakit Parkinson [14]. Meskipun memiliki tujuan berbeda, penelitian tersebut menggunakan metode ekstraksi fitur tulisan tangan yang sama dengan yang diusulkan dalam penelitian sebelumnya [13]. Penelitian lain menggunakan teknik pembelajaran mesin untuk menganalisis tulisan tangan guna mengidentifikasi penyakit Parkinson [15]. Studi lain juga memanfaatkan teknik pembelajaran mesin untuk menganalisis sketsa tulisan tangan untuk mendeteksi perkembangan FMS anak-anak [16].

Sebagaimana telah didiskusikan sebelumnya, beberapa metodologi telah digunakan untuk memprediksi tingkat FMS. Namun, metodologi yang digunakan penelitian-penelitian tersebut belum mencakup penggunaan tulisan tangan kursif sebagai alat prediksi penilaian FMS. Meskipun beberapa penelitian telah mengakui bahwa tulisan tangan berkontribusi pada peningkatan FMS anak-anak, tujuan utama penelitian ini adalah untuk memastikan kelayakan tulisan tangan kursif sebagai alat untuk mengklasifikasikan FMS, yang merupakan indikator penting kesiapan sekolah yang memerlukan perhatian dari para pendidik dan orang tua.

Studi ini memperkenalkan model baru untuk mengategorikan tingkat FMS dengan menilai proses tulisan

tangan kursif. Upaya penelitian ini meliputi pengembangan sistem cerdas untuk menangkap dan merekam data selama sesi menulis kursif. Data yang terkumpul terdiri atas berbagai parameter pergerakan *stylus* pada *digital board*, termasuk posisi x (x -pos), posisi y (y -pos), posisi z (z -pos), dan tingkat tekanan pena (p). Poin-poin data ini merupakan fitur penting untuk proses klasifikasi selanjutnya. Penelitian ini merupakan bagian dari penelitian sebelumnya yang menyelidiki data pencilaan tulisan kursif [17].

Mengingat banyaknya *dataset* yang dihasilkan selama sesi perekaman tulisan kursif, penelitian ini menggunakan algoritma *random forest* sebagai metode klasifikasi. Penggunaan pendekatan ini berakar pada proses pengambilan keputusan yang tidak hanya menggunakan satu model, tetapi juga menggunakan beberapa model *decision tree* yang dihasilkan oleh *dataset* dari *random forest* [16]. Beberapa penelitian telah menunjukkan keefektifan metode *random forest* dalam mengklasifikasikan *dataset* yang besar dengan atribut yang tidak lengkap. Metode ini sering menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode lain [18]. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini memanfaatkan teknik kecerdasan buatan untuk menganalisis data, dengan tujuan klasifikasi FMS yang cerdas. Hal ini, pada akhirnya, memberikan dasar bagi guru untuk mengelola dinamika pembelajaran di kelas secara efektif.

Sistem yang dikembangkan bertujuan untuk membantu guru melakukan observasi guna menilai FMS setiap siswa. Dengan menilai FMS, para guru dapat menyesuaikan lingkungan kelas untuk mengakomodasi kondisi dan karakteristik setiap siswa.

II. METODOLOGI

Penelitian ini terdiri atas empat tahap, yaitu persiapan, perekaman data, pengumpulan kumpulan data, dan klasifikasi FMS, seperti yang digambarkan pada Gambar 1.

A. PERSIAPAN

Tahap ini terbagi atas dua bagian yang dilakukan terpisah.

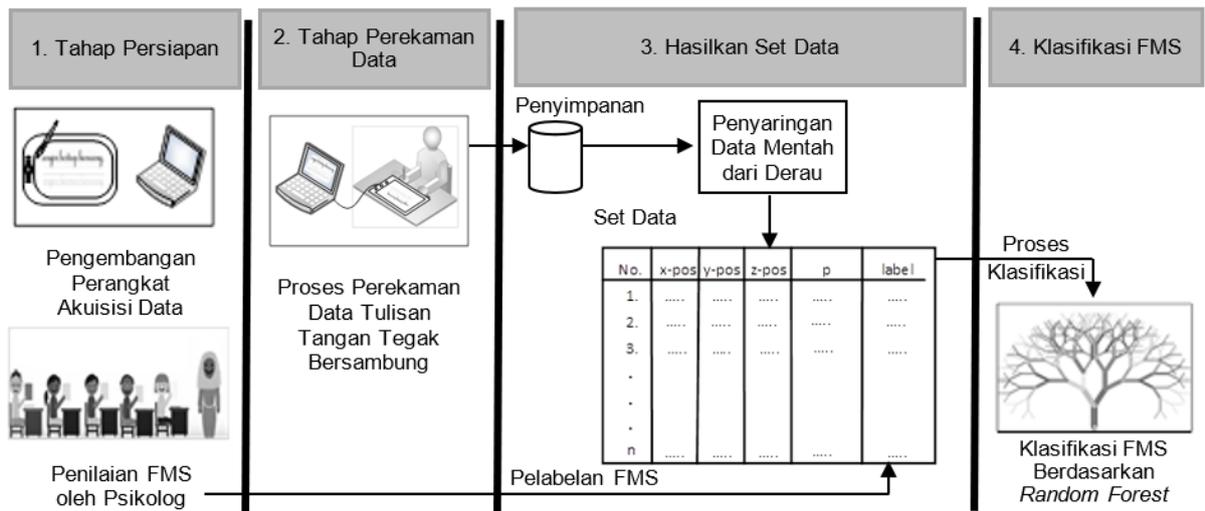
1) PEMBUATAN SISTEM PEREKAMAN DATA

Bagian ini mencakup perangkat keras dan lunak penting yang digunakan untuk ekstraksi dan penyimpanan data dari *digital board* ke basis data. Perangkat lunak dikembangkan menggunakan bahasa C# dan memiliki berbagai macam fungsi, antara lain merekam informasi siswa dan sekolah, seperti usia dan jenis kelamin. Selain itu, perangkat lunak ini dapat menangkap data posisi dan tekanan *stylus* pada *digital board* secara waktu nyata.

Proses penerimaan data berlangsung selama aktivitas menulis pada *digitizer*, yaitu Wacom Cintiq 13HD. Aplikasi merekam proses menulis dengan frekuensi *sampling* 220 Hz. *Digital board* ini dipilih agar partisipan memiliki pengalaman menulis yang mirip dengan menulis di atas kertas. Di sisi lain, penggunaan *digital board* juga memberikan keuntungan tambahan berupa hasil tulisan yang dapat langsung terlihat. *Digital board* menyediakan *dataset* yang berisi beberapa nilai, yaitu x -pos dalam kisaran 0–1.365, y -pos dalam kisaran 0–767, z -pos dalam kisaran of 0–1.023, dan p dalam kisaran 0–1.023.

2) EVALUASI OLEH PSIKOLOG

Bagian ini penting untuk penelitian karena memberikan informasi perkiraan FMS siswa sebelum dilakukan observasi proses menulis. Selama proses ini, psikolog memberikan instruksi pada siswa [19]. Psikolog menggunakan satu set alat penilaian yang dibuat untuk mengevaluasi FMS siswa [20].



Gambar 1. Metode yang diusulkan untuk menentukan FMS.

Penilaian yang dilakukan psikolog ini menggunakan instrumen Bender Gestalt, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Penilaian ini mencakup berbagai aspek, termasuk cara memegang pensil, mengontrol tekanan gambar garis, membedakan posisi relatif, dan membedakan orientasi saat membentuk huruf. Melalui aktivitas ini, psikolog pendidikan menilai FMS siswa dengan menganalisis goresan tulisan tangan siswa. Dari evaluasi psikolog ini diperoleh surat keterangan yang menyatakan kondisi FMS siswa: FMS AG atau FMS LG. Hasil pengamatan psikolog adalah pengelompokan siswa berdasarkan FMS masing-masing.



Gambar 2. Penilaian oleh psikolog.

B. PEREKAMAN DATA

Tahap ini mencakup proses pengumpulan data. Selama proses ini, siswa diminta untuk menulis kursif. Dari kelompok awal yang terdiri atas 110 siswa kelas 1 dan 2 yang dinilai oleh seorang psikolog, 40 siswa dipilih secara acak untuk menjadi partisipan percobaan ini. Sampel yang dipilih meliputi 20 siswa kelas 1, yang terdiri atas 10 siswa dengan FMS AG dan 10 siswa dengan FMS LG. Demikian pula, sepuluh siswa kelas dua dari setiap kategori (FMS AG dan FMS LG) dipilih. Sampel ini dianggap mewakili populasi partisipan di ketiga sekolah, sebagaimana ditunjukkan Tabel I. Tidak ada siswa kelas 1 di Sekolah 2 yang diidentifikasi memiliki FMS LG selama penilaian psikolog.

Siswa yang turut berpartisipasi pada percobaan ini berasal dari tiga sekolah dasar di Jember, Jawa Timur, dengan setiap sekolah memiliki karakteristik yang berbeda. Pertama, Sekolah 1 adalah SDN Bintoro 5. Sekolah ini berada di Kecamatan Patrang, Jember, Jawa Timur. Sekolah ini terletak di daerah pegunungan terpencil, yang sebagian besar orang tua siswanya bekerja di perkebunan kopi dan memiliki tingkat pendidikan yang rendah. Hal yang terpenting adalah tidak ada siswa di Sekolah 1 yang memiliki akses ke gawai elektronik. Sekolah 2 adalah SDN Karangrejo 6, yang berada di Kecamatan Summersari, Jember, Jawa Timur. Sekolah ini cukup dekat dengan pusat kota dan sebagian besar orang tua siswa bekerja sebagai buruh tani dan pedagang sayur, dengan latar belakang pendidikan umumnya sampai dengan SMP. Hanya beberapa siswa di Sekolah 2 yang memiliki akses ke gawai elektronik. Sekolah 3 adalah SDN Karangrejo 2, yang dekat dengan pusat kota. Di sini, sebagian besar orang tua siswa bekerja di sektor formal, dengan kualifikasi pendidikan minimal SMA. Hampir semua siswa di Sekolah 3 memiliki gawai elektronik.

TABEL I
 DISTRIBUSI PARTISIPAN PENELITIAN

Kelas	Label	Jumlah Siswa di Sekolah 1	Jumlah Siswa di Sekolah 3	Jumlah Siswa di Sekolah 3	Jumlah Siswa
Kelas 1	AG	1	4	5	10
	LG	4	0	6	10
Kelas 2	AG	3	4	3	10
	LG	3	3	4	10

Percobaan ini terdiri atas desain dua tugas yang harus diselesaikan siswa kelas 1 dan 2 untuk memvalidasi pendekatan yang diusulkan (Gambar 3). Pada tugas 1, siswa diminta menebalkan kalimat “angin bertiup kencang,” sementara di tugas 2, siswa diminta untuk menyalin kalimat menggunakan tulisan kursif dengan mengikuti garis putus-putus. Pilihan ini didasarkan pada kenyataan bahwa siswa kelas 1 masih dalam proses belajar menulis huruf dasar dan mungkin belum memahami secara menyeluruh konsep menulis tegak bersambung. Sebaliknya, siswa kelas 2 umumnya memiliki pemahaman yang lebih kuat tentang huruf sambung.

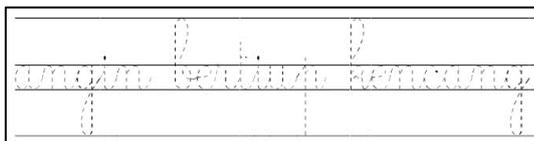
Tugas percobaan ini sesuai dengan pedoman awal membaca dan menulis yang ditetapkan oleh Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia. Tugas 1 melibatkan penyempurnaan kalimat kursif “angin bertiup kencang,” seperti yang digambarkan pada Gambar 4(a). Siswa diinstruksikan untuk menyalin kalimat pada templat kertas menggunakan digitizer. Tugas 2 adalah menyelesaikan menulis kursif dengan menyalin kalimat yang sudah dibuat dengan garis



Gambar 3. Proses perekaman data.



(a)



(b)

Gambar 4. Tugas percobaan, (a) tugas 1: siswa diminta untuk menebalkan kalimat, (b) tugas 2: siswa diminta untuk menyalin kata atau kalimat menggunakan tulisan kursif yang dibuat dengan garis putus-putus.

putus-putus, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 4(b). Tujuan dari tugas 2 adalah untuk mendapatkan wawasan persepsi siswa terhadap tulisan kursif dan kemampuan untuk melakukannya. Sistem yang dikembangkan mencatat titik data seperti $x\text{-pos}$, $y\text{-pos}$, $z\text{-pos}$, dan p , yang kemudian disimpan ke dalam file .csv untuk penggunaan selanjutnya sebagai *dataset*.

C. PENGUMPULAN DATA

Pada aplikasi yang dikembangkan, *digital board* digunakan untuk menangkap beberapa sinyal. Sinyal ini mencakup posisi mata pena dalam koordinat $x\text{-pos}$, $y\text{-pos}$, dan $z\text{-pos}$, dilambangkan sebagai $x\text{-pos} = \{x\text{-pos}1, x\text{-pos}2, x\text{-pos}3 \dots, x\text{-pos}i \dots, x\text{-pos}n\}$, $y\text{-pos} = \{y\text{-pos}1, y\text{-pos}2, y\text{-pos}3 \dots, y\text{-pos}i \dots, y\text{-pos}n\}$, $z\text{-pos} = \{z\text{-pos}1, z\text{-pos}2, z\text{-pos}3 \dots, z\text{-pos}i \dots, z\text{-pos}n\}$; dan tekanan ujung pena yang diberikan pada *digital board*, yang dilambangkan sebagai $p = \{p1, p2, p3 \dots, pi \dots, pn\}$. Selain menangkap posisi pena, *digital board* juga mampu mencatat intensitas tekanan pena yang diberikan pada permukaannya. Sinyal yang ditangkap ini— $x\text{-pos}$, $y\text{-pos}$, $z\text{-pos}$, dan p —berfungsi sebagai fitur untuk proses klasifikasi, yang memungkinkan analisis pola tulisan tangan. Informasi tambahan ini memberikan nilai tambah yang signifikan terhadap analisis tulisan tangan secara keseluruhan [4].

Rentang koordinat sepanjang sumbu x adalah 0–1.365. Selama perekaman data proses penulisan untuk percobaan ini, templat penugasan diletakkan pada $x_{min} = 364$ dan $x_{max} = 990$, sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 5. Di sini, x_{min} mewakili koordinat paling kiri templat dalam kaitannya dengan sumbu x pada *digital board*, sementara x_{max} adalah koordinat paling kanan templat pada penugasan di *digital board*.

Data mentah yang diperoleh selama proses pengumpulan data menjalani prosedur penyaringan derau. Titik-titik data di

Gambar 5. Pemetaan koordinat x , y , dan z pada board.

luar rentang yang didefinisikan oleh x_{min} dan setelah x_{max} sepanjang sumbu $x\text{-pos}$, $y\text{-pos}$, $z\text{-pos}$, dan p dihilangkan. Proses penyaringan ini kemudian menghasilkan *dataset* baru yang terdiri atas nilai $x\text{-pos}$, $y\text{-pos}$, $z\text{-pos}$, dan p yang telah disempurnakan. Data yang telah disempurnakan ini kemudian digabungkan dengan label FMS yang diperoleh dari penilaian psikologis setiap siswa. Kombinasi ini menghasilkan *dataset* yang komprehensif, sebagaimana diilustrasikan dalam Tabel II. Selanjutnya, *dataset* tersebut diproses menggunakan metode klasifikasi yang diusulkan.

Dataset yang dihasilkan pada tahap ini merangkum informasi yang diperoleh selama proses menulis menggunakan *digitizer*. Pada pedagogi menulis, guru mengamati beberapa komponen kunci, yaitu tekanan yang diberikan oleh siswa saat menggunakan pensil, durasi sesi menulis, ketepatan waktu siswa dalam memulai menulis, dan frekuensi siswa mengangkat pensil dari kertas. Komponen-komponen ini berfungsi sebagai titik acuan bagi guru untuk menilai FMS siswa, sehingga guru dapat menentukan bahwa kemampuan anak sudah memenuhi harapan sesuai usia atau masih di bawah standar yang diharapkan.

Komponen-komponen yang diamati berperan penting dalam mengekstraksi wawasan untuk mengevaluasi FMS anak-anak. Informasi pada *dataset* yang dihasilkan pada tahap ini mencerminkan komponen-komponen yang diamati oleh guru selama proses pembelajaran menulis kursif di lingkungan sekolah.

Semua *dataset* proses menulis setiap partisipan dikelompokkan berdasarkan hasil penilaian psikolog, sehingga partisipan dapat diklasifikasikan menjadi kategori FMS AG atau FMS LG. Pelabelan oleh psikolog ini berfungsi sebagai dasar integritas *dataset*. Diperoleh hasil berupa *dataset* dari proses menulis 10 siswa dengan FMS AG dan 10 siswa dengan FMS LG di setiap kelas. Tugas-tugas tersebut mencakup fitur $x\text{-pos}$, $y\text{-pos}$, $z\text{-pos}$, dan p . Label-label ini berfungsi sebagai komponen dasar untuk proses penemuan pengetahuan.

D. KLASIFIKASI FMS

Pada tahap klasifikasi ini, tiga percobaan disiapkan untuk menilai akurasi klasifikasi FMS pada proses menulis kursif. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *random forest* [21], [18]; *k-nearest neighbor* (KNN) [22]; dan *naïve Bayes* [23].

Random forest, atau dikenal juga sebagai *random decision forest*, menggunakan pembelajaran ensambel. Pembelajaran ensambel adalah pendekatan prediktif yang melibatkan beberapa tahap pembelajaran. Dalam ranah pembelajaran ensambel, *random forest* menggabungkan algoritma, seperti agregasi *bootstrap*, atau biasa disebut *bagging*. Pendekatan ini juga menggabungkan metode regresi dan memerlukan konstruksi beberapa *decision tree* menggunakan (1).

TABEL II
CONTOH DATASET TUGAS 1 PADA PROSES MENULIS KURSIF DI KELAS 1

No.	$x\text{-pos}$	$y\text{-pos}$	$z\text{-pos}$	p	Label
1	364	506	0	236	AG
2	364	506	0	234	AG
3	364	506	0	229	AG
4	365	507	0	234	AG
5	365	507	0	235	AG
...
...
392919	990	490	0	317	LG
392920	990	490	0	315	LG
392921	990	490	0	317	LG
392922	990	490	0	318	LG
392923	990	490	0	316	LG

$$\hat{f} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B f_b(x'). \quad (1)$$

Set latih dilambangkan oleh X dan respons dilambangkan oleh Y , dengan repetisi *bagging* ditunjukkan oleh $\sum_{b=1}^B$. Jumlah contoh data latih ditunjukkan oleh n . Sampel yang diambil dengan penggantian dilambangkan sebagai X_b, Y_b . Dalam X_b, Y_b , *regression tree* dilambangkan sebagai f_b . Setelah proses latih, prediksi dilambangkan sebagai x' .

Algoritma KNN adalah metode nonparametrik yang digunakan untuk kedua klasifikasi dan tugas regresi dalam proses klasifikasi. Pada kedua skenario, algoritma mengidentifikasi contoh pelatihan *k-nearest* dalam fitur. Sifat keluaran bergantung pada penggunaan KNN, yaitu KNN digunakan untuk klasifikasi atau digunakan untuk regresi.

Pada klasifikasi KNN, keluaran berkaitan dengan keanggotaan kelas suatu objek. Objek diklasifikasikan berdasarkan kelas terbanyak di antara KNN-nya. Umumnya, k adalah bilangan bulat positif, yang sering kali dibuat kecil. Ketika $k = 1$, objek akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang dimiliki oleh tetangga terdekatnya. Sebaliknya, dalam regresi KNN, keluaran merepresentasikan nilai properti objek. Nilai ini dihitung sebagai rata-rata nilai properti k yang berasal dari tetangga terdekatnya. KNN adalah bentuk pembelajaran berbasis contoh, sehingga sering disebut sebagai pembelajaran “malas,” yaitu fungsi didekati secara lokal dan perhitungan ditunda hingga tahap klasifikasi. Hal ini berlaku untuk tugas klasifikasi maupun regresi.

Teknik penting dalam KNN melibatkan pemberian bobot pada kontribusi tetangga. Dalam skema ini, tetangga yang lebih dekat memberikan pengaruh yang lebih besar pada perhitungan rata-rata dibandingkan tetangga yang jauh. Skema pemberian bobot umum memberikan bobot $1/d$ untuk setiap tetangga, dengan d menandakan jarak ke tetangga. Tetangga yang digunakan dalam KNN diambil dari *dataset* yang berisi objek dengan label kelas yang diketahui (untuk klasifikasi KNN) atau nilai properti yang diketahui (untuk regresi KNN). Meskipun KNN tidak secara eksplisit memerlukan langkah pelatihan formal, *dataset* ini berfungsi sebagai data latih untuk algoritma [22]. KNN bekerja dengan memanfaatkan matriks jarak, yang sering kali didasarkan pada jarak Euclidean, seperti yang dicontohkan pada (2).

$$d(e, f) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (e_i - f_i)^2} \quad (2)$$

dengan $d(e, f)$ adalah jarak antara fitur yang dibandingkan ke dalam kelompok dengan label tertentu, sedangkan n adalah jumlah data. Total data adalah $E = (e_1, \dots, e_n)$.

TABEL III
PERBANDINGAN PENGKLASIFIKASI

Metode Klasifikasi	Kelas 1		Kelas 2	
	Tugas 1 (%)	Tugas 2 (%)	Tugas 1 (%)	Tugas 2 (%)
Random forest	97,3	95,3	95,3	95,9
KNN	95,2	92,5	92,5	93
Naïve Bayes	61,5	61,6	61,5	56,5

TABEL IV
CONFUSION MATRIX UNTUK MENUNJUKKAN PROPORSI PREDIKSI TUGAS 1 DI KELAS 1 MENGGUNAKAN RANDOM FOREST, KNN, NAÏVE BAYES

	Random Forest yang Diprediksi (%)		KNN yang Diprediksi (%)		Naïve Bayes yang Diprediksi (%)	
	AG	LG	AG	LG	AG	LG
AG aktual (%)	96,9	2,3	94,0	3,8	56,3	34,7
LG aktual (%)	3,1	97,7	6,0	96,2	43,7	65,3

Naïve Bayes adalah pengklasifikasi probabilistik yang bekerja berdasarkan aturan Bayes menggunakan (3).

$$p(C_k|v) = \frac{p(v|C_k)p(C_k)}{p(v)} \quad (3)$$

dengan v adalah vektor fitur dan C_k adalah kemungkinan label yang diperoleh dari k . Persamaannya dinyatakan dalam (4).

$$Posterior = \frac{prior \times likelihood}{evidence} \quad (4)$$

III. HASIL DAN DISKUSI

Hasil klasifikasi menggunakan pengklasifikasi *random forest*, KNN, dan *naïve Bayes* setiap tugas yang diselesaikan siswa kelas 1 dan 2 disajikan pada Tabel III. Metode *random forest* secara konsisten menunjukkan akurasi tertinggi di semua kelas dan tugas, dengan nilai 97,3% untuk siswa kelas 1 pada tugas 1 dan 95,9% untuk kelas 2 pada tugas 2. Hasil ini melampaui KNN sebesar 2,1% untuk siswa kelas 1 pada tugas 1 dan 2,9% untuk kelas 2 pada tugas 2. Terdapat perbedaan kinerja yang signifikan antara metode *random forest* dan *naïve Bayes*. Pada tugas 1 untuk siswa kelas 1, *random forest* menunjukkan keunggulan sekitar 35,8% dibandingkan *naïve Bayes*. Pada tugas 2 untuk siswa kelas 2, *random forest* juga lebih unggul dari *naïve Bayes* dengan selisih sekitar 39,4%.

Secara umum, pengklasifikasi *random forest* secara konsisten mengungguli dua pengklasifikasi lain, yaitu KNN dan *naïve Bayes*, di semua tugas dan kelas. *Naïve Bayes* menunjukkan akurasi prediksi yang lebih rendah, memperoleh nilai maksimal 61,6% untuk siswa kelas 1 pada tugas 2 dan minimal 56,5% untuk siswa kelas 2 pada tugas 2. Rata-rata, *random forest* dan KNN mengungguli *naïve Bayes* di semua tugas dan kelas dengan selisih yang signifikan, yaitu 40%.

Hasil percobaan yang dilakukan pada siswa kelas 1 dengan tugas 1 ditunjukkan pada Tabel IV. *Random forest* menghasilkan tingkat akurasi AG dan LG masing-masing sebesar 96,9% dan 97,7%, menunjukkan tingginya akurasi kesesuaian pelabelan. KNN juga menghasilkan nilai akurasi sebesar 94% untuk AG dan 96,2% untuk LG, menunjukkan hasil yang sebanding dengan *random forest*. Sebaliknya, *naïve Bayes* menghasilkan akurasi AG dan LG yang lebih rendah, masing-masing 56,3% dan 65,3%.

Selanjutnya, hasil uji siswa kelas 2 dengan tugas 2, seperti yang disajikan dalam Tabel V, dibandingkan dengan hasil uji

TABEL V
CONFUSION MATRIX UNTUK MENUNJUKKAN PROPORSI PREDIKSI TUGAS 2 DI
KELAS DUA MENGGUNAKAN RANDOM FOREST, KNN, DAN NAÏVE BAYES

	Random Forest yang Diprediksi (%)		KNN yang Diprediksi (%)		Naïve Bayes yang Diprediksi (%)	
	AG	LG	AG	LG	AG	LG
AG aktual (%)	95,5	3,6	91,5	5,6	51,7	42,1
LG aktual (%)	4,5	96,4	8,5	94,4	48,3	57,9

kelas 1 dengan tugas 1. Dalam percobaan kedua, *random forest* menghasilkan akurasi AG dan LG yang sedikit lebih rendah, yaitu masing-masing 95,5% dan 96,4%. Meskipun demikian, dalam hal akurasi, metode ini mempertahankan keunggulannya atas dua pengklasifikasi lainnya. Pengklasifikasi KNN juga menunjukkan penurunan akurasi dibandingkan dengan percobaan kelas 1, dengan tingkat akurasi sebesar 91,5% untuk AG dan 94,4% untuk LG. Demikian pula, pengklasifikasi *naïve Bayes* menunjukkan penurunan akurasi dalam percobaan kedua, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 51,7% untuk AG dan 57,9% untuk LG. Jika dibandingkan dengan dua pengklasifikasi sebelumnya, yaitu *random forest* dan KNN, terdapat perbedaan signifikan, dengan penurunan sekitar 30% untuk AG dan LG.

IV. KESIMPULAN

Metode yang diusulkan menunjukkan akurasi yang lebih unggul dalam memprediksi FMS pada anak dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya. *Random forest* terbukti sangat cocok untuk menilai FMS pada siswa sekolah dasar kelas 1 dan 2, yang mencapai akurasi tinggi hingga 97,3%.

Penelitian mendatang akan mengeksplorasi teknik ekstraksi fitur tingkat lanjut dan model hibrida yang mengintegrasikan beberapa algoritma untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, pembelajaran transfer akan dipelajari dan arsitektur khusus yang disesuaikan dengan fitur tulisan tangan akan dikembangkan untuk meningkatkan kinerja sistem dan kontribusinya terhadap bidang tersebut.

KONTRIBUSI PENULIS

Konseptualisasi, Nurul Zainal Fanani; metodologi, Laszlo T. Koczy; perangkat lunak, Khamid; validasi, Ika Widiastuti dan Nurul Zainal Fanani; analisis formal, Nurul Zainal Fanani; investigasi, Ika Widiastuti; sumber daya, Ika Widiastuti; kurasi data, Khamid dan Nurul Zainal Fanani; penulisan—penyusunan draf asli, Ika Widiastuti dan Nurul Zainal Fanani; penulisan—peninjauan dan penyuntingan, Laszlo T. Koczy; visualisasi, Nurul Zainal Fanani; pengawasan, Ika Widiastuti; administrasi proyek, Nurul Zainal Fanani; akuisisi pendanaan, Nurul Zainal Fanani dan Ika Widiastuti.

REFERENSI

- [1] D. Grissmer dkk., "Fine motor skills and early comprehension of the world: Two new school readiness indicators," *Dev. Psychol.*, vol. 46, no. 5, hal. 1008–1017, Sep. 2010, doi: 10.1037/A0020104.
- [2] S.-M. Seo, "The effect of fine motor skills on handwriting legibility in preschool age children," *J. Phys. Ther. Sci.*, vol. 30, no. 2, hal. 324–327, Feb. 2018, doi: 10.1589/jpts.30.324.
- [3] K.P. Feder dan A. Majnemer, "Handwriting development, competency, and intervention," *Dev. Med. Child Neurol.*, vol. 49, no. 4, hal. 312–317, Apr. 2007, doi: 10.1111/J.1469-8749.2007.00312.x.
- [4] H. Kim, S. Valentine, P. Tacle, dan T. Hammond, "EasySketch: A sketch-based educational interface to support children's self-regulation and

school readiness," dalam *The Impact of Pen and Touch Technology on Education*. Cham, Swiss: Springer, 2015.

- [5] H.K. Gerde, T.D. Foster, dan L.E. Skibbe, "Beyond the pencil: Expanding the occupational therapists' role in helping young children to develop writing skills," *Open J. Occup. Ther.*, vol. 2, no. 1, hal. 1–19, Jan. 2014, doi: 10.15453/2168-6408.1070.
- [6] H. Schweltnus dkk., "Effect of pencil grasp on the speed and legibility of handwriting in children," *Am. J. Occup. Ther.*, vol. 66, no. 6, hal. 718–726, Nov./Des. 2012, doi: 10.5014/ajot.2012.004515.
- [7] C.S. Puranik dan C.J. Lonigan, "From scribbles to scrabble: Preschool children's developing knowledge of written language," *Read. Writ.*, vol. 24, no. 5, hal. 567–589, Mei 2011, doi: 10.1007/S11145-009-9220-8/tables/8.
- [8] C.S. Puranik dan S. Alotaiba, "Examining the contribution of handwriting and spelling to written expression in kindergarten children," *Read. Writ.*, vol. 25, no. 7, hal. 1523–1546, Agu. 2012, doi: 10.1007/s11145-011-9331-x.
- [9] C. Zhang, J. Hur, K.E. Diamond, dan D. Powell, "Classroom writing environments and children's early writing skills: An observational study in head start classrooms," *Early Child. Educ. J.*, vol. 43, no. 4, hal. 307–315, Jul. 2015, doi: 10.1007/S10643-014-0655-4.
- [10] T. Erdogan dan O. Erdogan, "An analysis of the legibility of cursive handwriting of prospective primary school teachers," dalam *4th World Conf. Educ. Sci. (WCES-2012)*, 2012, hal. 5214–5218, doi: 10.1016/j.sbspro.2012.06.412.
- [11] E.S. Oche, "The influence of poor handwriting on students' score reliability in mathematics," *Math. Educ. Trends Res.*, vol. 2014, hal. 1–15, Jan. 2014, doi: 10.5899/2014/metr-00035.
- [12] A. Comajuncosas, M. Faundez-Zanuy, J. Solé-Casals, dan M. Portero-Tresserra, "Preliminary study on implications of cursive handwriting learning in schools," dalam *Multidisciplinary Approaches to Neural Computing*. Cham, Swiss: Springer, 2018.
- [13] A.P. Accardo, M. Genna, dan M. Borean, "Development, maturation and learning influence on handwriting kinematics," *Hum. Mov. Sci.*, vol. 32, no. 1, hal. 136–146, Feb. 2013, doi: 10.1016/j.humov.2012.10.004.
- [14] V. Bevilacqua dkk., "A model-free computer-assisted handwriting analysis exploiting optimal topology ANNs on biometric signals in parkinson's disease research," dalam *14th Int. Conf. Intell. Comput. Theor. Appl. (ICIC 2018)*, 2018, hal. 650–655, 2018.
- [15] M. Moetesum, I. Siddiqi, F. Javed, dan U. Masroor, "Dynamic handwriting analysis for Parkinson's disease identification using C-BiGRU model," dalam *2020 17th Int. Conf. Front. Handwrit. Recognit. (ICFHR)*, 2020, hal. 115–120, doi: 10.1109/icfhr2020.2020.00031.
- [16] S. Polsley dkk., "Detecting children's fine motor skill development using machine learning," *Int. J. Artif. Intell. Educ.*, vol. 32, no. 4, hal. 991–1024, Des. 2022, doi: 10.1007/s40593-021-00279-7.
- [17] N.Z. Fanani dkk., "Two stages outlier removal as pre-processing digitizer data on fine motor skills (FMS) classification using covariance estimator and isolation forest," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 14, no. 4, hal. 571–582, Agu. 2021, doi: 10.22266/ijies2021.0831.50.
- [18] A. Zakrani, M. Hain, dan A. Namir, "Software development effort estimation using random forests: An empirical study and evaluation," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 11, no. 6, hal. 300–311, Des. 2018, doi: 10.22266/ijies2018.1231.30.
- [19] M. Longcamp, M.-T. Zerbato-Poudou, dan J.-L. Velay, "The influence of writing practice on letter recognition in preschool children: A comparison between handwriting and typing," *Acta Psychol.*, vol. 119, no. 1, hal. 67–79, Mei 2005, doi: 10.1016/j.actpsy.2004.10.019.
- [20] E.M. Koppitz, *The Bender Gestalt Test For Young Children*. New York, NY, AS: Grune & Stratton, 1964.
- [21] N. Zainal, A.G. Soai, S. Sumpeno, dan M.H. Purnomo, "Children's fine motor skill determination from Hanacaraka writing process using random forest," *J. Nas. Tek. Elekt. Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, hal. 148–154, Mei 2020, doi: 10.22146/JNTETI.V9I2.153.
- [22] A. Mucherino, P.J. Papajorgji, dan P.M. Pardalos, "K-nearest neighbor classification," dalam *Data Mining in Agriculture*. New York, NY, AS: Springer, 2009.
- [23] K.P. Murphy, "A Probabilistic Perspective," dalam *Chance Encounters: Probability in Education*. Dordrecht, Belanda: Springer, 1991.