

# Penentuan Kemampuan Motorik Halus Anak dari Proses Menulis Hanacaraka Menggunakan *Random Forest*

## (*Children's Fine Motor Skill Determination from Hanacaraka Writing Process Using Random Forest*)

Nurul Zainal Fanani<sup>1,3</sup>, Adri Gabriel Sooi<sup>4</sup>, Surya Sumpeno<sup>1,2</sup>, Mauridhi Hery Purnomo<sup>1,2</sup>

**Abstract**—The children's Fine Motor Skill Assessment (FMS) at the beginning of school age is essential to get information about children's school readiness. The process of measuring FMS has been carried out by observing children, both directly and from the results of sketches or children's writing. This observation process is very dependent on the observer's perception. This study aims to determine the children's FMS using Javanese script. This research develops a new method for determining children's FMS from the process of writing the Javanese script. The system was recording data directly when the child is writing the Javanese script. Retrieval of data recording from the writing process involved 14 students in 1<sup>st</sup> grade and 2<sup>nd</sup> grade from three elementary schools in Jember district. The process of recording data from each student produces a large enough raw data. Therefore, this study uses random forest classification method, because this method can carry out the classification process on large amounts of data by combining several decision trees. Other classification methods, including naïve Bayes and k-NN, were used as a comparison. The experiment results show that the random forest classification method is the best with an accuracy of 98.7%.

**Intisari**—Penilaian Kemampuan Motorik Halus (KMH) untuk anak pada awal usia sekolah sangat penting untuk mendapatkan informasi tentang kesiapan sekolah anak. Selama ini proses pengukuran KMH dilakukan dengan cara observasi pada anak, baik secara langsung maupun dari hasil sketsa atau hasil tulisan anak. Proses pengamatan ini sangat bergantung pada persepsi pengamat, sehingga dapat mengakibatkan kurangnya objektivitas dalam penilaian. Makalah ini bertujuan untuk menentukan KMH anak menggunakan aksara jawa (Hanacaraka). Makalah ini mengembangkan metode baru untuk menentukan KMH anak sekolah dasar dari proses menulis aksara jawa. Sistem melakukan perekaman data secara langsung pada saat anak menulis aksara jawa. Pengambilan data rekaman proses menulis melibatkan

empat belas siswa kelas 1 dan kelas 2 dari tiga sekolah dasar di Kabupaten Jember. Proses perekaman data dari setiap siswa menghasilkan data *raw* yang cukup besar. Oleh karena itu, digunakan metode klasifikasi *random forest* karena metode ini dapat melakukan proses klasifikasi pada data dalam jumlah yang besar dengan menggabungkan beberapa pohon keputusan. Metode klasifikasi lain, termasuk *naïve Bayes* dan *k-NN*, juga diuji sebagai perbandingan. Hasil uji coba menunjukkan bahwa metode klasifikasi *random forest* merupakan metode terbaik dalam penelitian ini, yaitu dengan akurasi mencapai 98,7%.

**Kata Kunci**—Aksara Jawa, Kemampuan Motorik Halus, *Random Forest*.

### I. PENDAHULUAN

Kemampuan Motorik Halus (KMH) adalah kemampuan fisik pada anak dalam menggunakan otot-otot kecil di tangannya, contohnya adalah kemampuan anak dalam menggenggam pensil, makan menggunakan sendok, menyusun lego, atau mengancingkan baju. KMH sangat penting karena sangat dibutuhkan anak dalam menyelesaikan aktivitas sehari-hari serta dapat berpengaruh terhadap prestasi akademik anak [1]. Anak-anak dengan KMH yang tidak terlatih, pada umumnya memiliki tingkat kepercayaan diri yang rendah [2].

KMH dapat dilihat dari hasil tes kemampuan seorang anak untuk menyelesaikan tugas yang melibatkan jari-jari tangan. Semakin tinggi keterampilan motorik anak, semakin baik anak tersebut menyelesaikan tugas dengan akurasi tinggi. Keterampilan motorik anak-anak dapat dilihat dan dibandingkan dengan teman sebayanya. Misalnya, anak-anak berusia 5 tahun yang telah berada di taman kanak-kanak, secara umum sudah mengenal dan dapat menulis huruf alfabet. Jika anak tidak dapat menulis huruf-huruf alfabet dengan baik, bisa jadi karena kurangnya KMH. Anak-anak dengan keterampilan motorik yang baik akan dengan cepat mempelajari hal-hal baru yang sangat berguna dalam menjalani pendidikan. Beberapa penelitian menyebutkan bahwa KMH sangat penting digunakan sebagai salah satu indikator kesiapan sekolah anak [2]-[5]. Kesiapan sekolah adalah suatu kondisi seorang anak siap untuk terlibat dalam pengalaman belajar di sekolah [6].

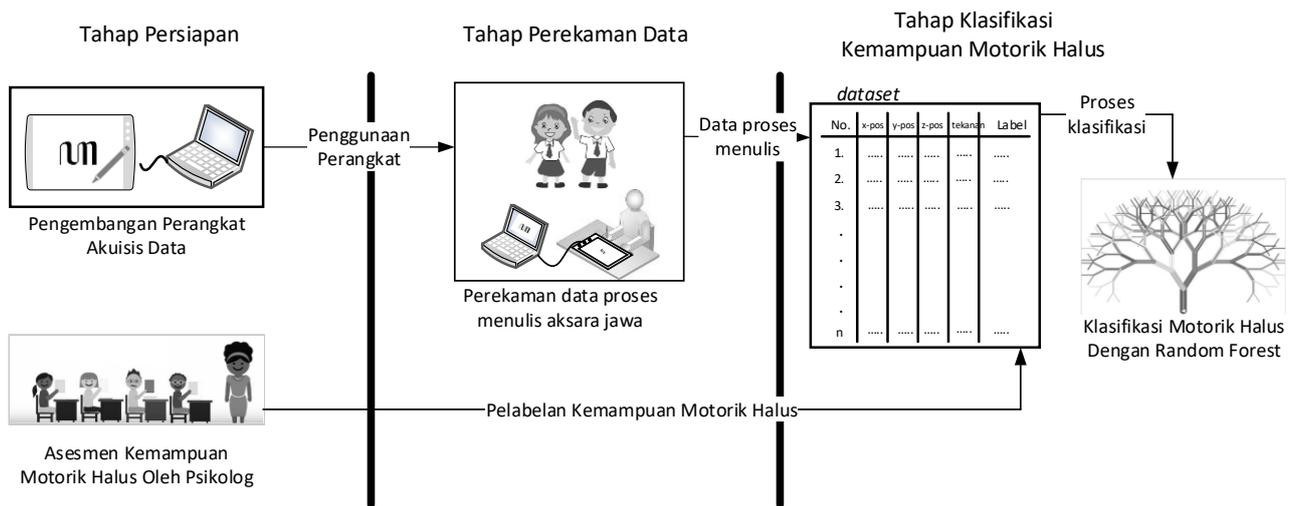
Oleh karena itu, penilaian KMH pada anak usia awal sekolah penting untuk dilakukan. Informasi ini diperlukan agar guru dapat mengetahui kondisi KMH anak, sehingga dapat melakukan pembelajaran sesuai dengan karakteristik anak tersebut. Selama ini proses penilaian KMH anak masih dilakukan dengan cara pengamatan langsung maupun dari hasil sketsa anak. Proses pengamatan ini sangat tergantung pada persepsi pengamat, yaitu guru atau psikolog. Sampai saat ini, guru atau

<sup>1</sup> Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, 60111, Indonesia (telp:031-5939214;fax:031-5913804;e-mail: zainal.fanani15@mhs.ee.its.ac.id)

<sup>2</sup> Departemen Teknik Komputer, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Gedung B & C, Kampus ITS Sukolilo Surabaya (telp: 031-5994251-54, 5947274, 5945472, email: surya@ee.its.ac.id; hery@ee.its.ac.id)

<sup>3</sup> Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember, Jl Mastrip Po Box 164 Jember, Jawa Timur, 68121, Indonesia (telp: 0331-333532; email: zainal\_fanani@polije.ac.id)

<sup>4</sup> Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Katolik Widya Mandira, Jl A. Yani 50-52, Kupang 85228, Indonesia. (email: adri.gabriel@ieee.org)



Gbr. 1 Metode yang diusulkan untuk penentuan KMH.

psikolog belum menggunakan alat bantu komputer dalam proses penilaian KMH. Umumnya, untuk anak usia awal sekolah dasar, KMH dinilai berdasarkan pengamatan psikolog pada hasil goresan tangan anak. Hasil goresan tangan anak ini diamati secara manual oleh psikolog untuk diklasifikasikan dalam dua kategori, yaitu KMH Sesuai Usia (SU) dan KMH Kurang dari Usia (KU).

Penelitian untuk menilai KMH anak menggunakan alat bantu komputer masih sedikit, di antaranya adalah penelitian yang mengembangkan aplikasi EasySketch untuk memprediksi tingkat kemampuan motorik halus anak berdasarkan gestur dan bentuk objek [7]. Pada penelitian tersebut dinyatakan bahwa KMH dapat dilatih dan diajarkan melalui aktivitas sketsa atau menulis. Untuk orang dewasa, menulis merupakan hal yang mudah, tetapi bagi anak-anak yang baru memulai belajar menulis, aktivitas menulis merupakan hal yang sulit karena melibatkan proses persepsi, kognitif, dan motorik yang rumit [8]. Melalui latihan menulis, khususnya menulis tegak bersambung, anak-anak dapat melatih KMH. Di Indonesia, menulis tegak bersambung diajarkan pada anak kelas 1 sekolah dasar. Guru mengenalkan model pembelajaran tegak bersambung dan mengamatinnya [9]. Pada saat anak-anak sedang berlatih menulis, guru memperhatikan serta menilai proses menulis anak.

Penelitian lain menghasilkan sistem yang dapat membantu guru dalam menilai KMH menggunakan informasi yang diperoleh selama proses menulis tegak bersambung. Beberapa penelitian juga telah melaporkan bahwa tulisan tegak bersambung penting untuk diajarkan pada masa awal sekolah dasar [10], [11]. Pada penelitian lain disebutkan bahwa dalam tulisan tegak bersambung, kata-kata menjadi lebih jelas dipisahkan, dan pada saat anak menulis tegak bersambung terjadi upaya yang signifikan dalam koordinasi motorik dan visual serta terjadi aktivasi pada area otak yang berkaitan dengan menulis [12]. Selain tulisan tegak bersambung, aksara Jawa, atau yang biasa dikenal dengan Hanacaraka, juga telah digunakan sebagai sarana untuk aktifasi otak [13]. Penelitian tersebut telah mengembangkan aksara Jawa untuk melatih otak (*brain gym*). Aksara Jawa memiliki suatu kekhasan yang tidak dimiliki oleh aksara lain, sehingga aksara Jawa dapat diguna-

kan sebagai *brain gym* dan rehabilitasi gangguan saraf. *Brain gym* menggunakan aksara Jawa bermanfaat untuk mempertahankan dan mengasah kecerdasan otak, melatih daya ingat, serta menyeimbangkan otak kanan dan kiri.

Termotivasi penelitian sebelumnya, makalah ini bermaksud memanfaatkan aksara Jawa untuk menentukan KMH anak sehingga dapat diklasifikasikan menjadi KMH SU atau KMH KU. Makalah ini mengembangkan sistem yang digunakan untuk merekam data selama proses menulis aksara Jawa. Data yang dihasilkan selama proses menulis berupa data posisi relatif pena *stylus* terhadap papan digital meliputi posisi x (*x-pos*), posisi y (*y-pos*), posisi z (*z-pos*), dan nilai tekanan pena. Data ini kemudian dijadikan sebagai fitur dalam proses klasifikasi. *Dataset* yang terekam selama proses perekaman data dari kegiatan menulis aksara Jawa jumlahnya cukup besar, sehingga pada penelitian ini digunakan metode klasifikasi *random forest* [14]. Penggunaan metode ini didasarkan pada pengambilan keputusannya yang tidak hanya diperoleh dari satu model saja, tetapi beberapa model pohon keputusan (*decision tree*) yang dibangkitkan secara acak dari *dataset* [15]. Beberapa penelitian menyebutkan bahwa metode *Random forest* cukup efektif untuk mengklasifikasikan data yang besar dengan atribut yang tidak lengkap serta menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada metode lain [16].

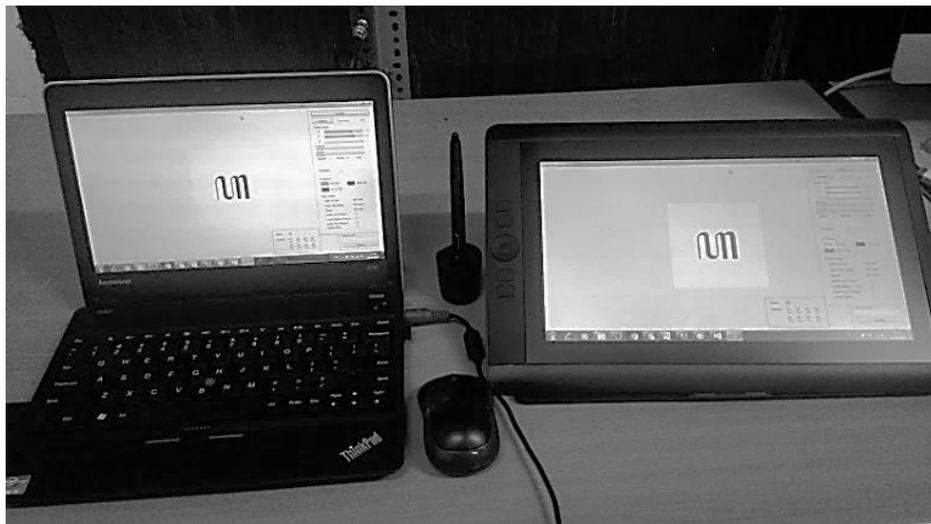
Sistem yang dikembangkan mencoba membantu pengamatan guru untuk mengetahui kemampuan KMH masing-masing anak. Dengan adanya penentuan KMH ini, diharapkan guru dapat mengondisikan suasana kelas sesuai kondisi dan karakteristik masing-masing anak.

## II. USULAN METODE

Tahapan yang dilakukan pada makalah ini terbagi menjadi tiga, yaitu tahap persiapan, tahap perekaman data, dan tahap klasifikasi KMH, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 1.

### A. Tahap Persiapan

Tahap ini terbagi menjadi dua bagian yang dilakukan secara terpisah, yaitu sebagai berikut.



Gbr. 2 Sistem perekaman data yang dikembangkan.

1) *Pengembangan Perangkat Perekaman Data*: Bagian ini dilakukan dengan membuat sistem yang terdiri atas komputer dan perangkat lunak yang digunakan untuk membaca data dari papan digital dan menyimpan data tersebut dalam *database* berupa *file Comma Separated Values (CSV)*. Perangkat lunak ini digunakan untuk mengumpulkan data selama kegiatan penulisan, seperti yang diperlihatkan pada Gbr. 2. Perangkat lunak dikembangkan menggunakan bahasa C#. Aplikasi yang dikembangkan memiliki beberapa fitur, yaitu perekaman informasi data siswa, data sekolah, usia, dan jenis kelamin. Aplikasi ini juga mampu membaca data posisi serta data tekanan pena *stylus* terhadap papan digital secara *real time*. Perangkat ini terdiri atas komputer yang berfungsi sebagai pengolah data serta perangkat papan digital yang berfungsi sebagai tampilan sekaligus sebagai sensor pembacaan pena *stylus*.

2) *Asesmen oleh Psikolog*: Bagian ini merupakan proses penilaian yang dilakukan oleh psikolog menggunakan instrument *Bender Gestalt* untuk memberikan label pada peserta penelitian, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 3. Psikolog melakukan asesmen satu minggu sebelum pelaksanaan perekaman data menulis. Asesmen oleh psikolog dilakukan pada siswa yang dipilih secara acak yang direkomendasikan oleh sekolah. Hasil asesmen oleh psikolog berupa sertifikat dari masing-masing siswa. Penilaian psikolog di sini bertujuan untuk memahami estimasi KMH peserta sebelum diamati selama proses menulis. Psikolog menggunakan seperangkat alat tes untuk menilai KMH peserta. Hal-hal yang dinilai adalah cara memegang pensil, cara mengontrol tekanan pada saat menulis, cara membedakan posisi relatif, dan cara membedakan orientasi serta membentuk huruf. Dari kegiatan ini, psikolog mengevaluasi kondisi KMH peserta melalui hasil sketsa goresan tangan peserta.

#### B. Tahap Perekaman Data

Tahap ini merupakan tahap perekaman data proses menulis aksara Jawa oleh peserta. Peserta diambil secara acak dari



Gbr. 3 Kegiatan asesmen oleh psikolog.

kegiatan tahap persiapan, yaitu asesmen oleh psikolog. Jumlah peserta adalah 110 siswa, dari kelas 1 dan kelas 2 sekolah dasar. Berdasarkan asesmen oleh psikolog, siswa dengan kategori KU berjumlah dua belas orang dari siswa kelas 1 dan sepuluh orang dari siswa kelas 2.

Selanjutnya, diambil sampel sejumlah tujuh siswa kelas 1 dengan KMH SU dan tujuh siswa dengan KMH KU. Selain itu, diambil juga masing-masing tujuh siswa dari kelas 2 dengan KMH SU dan KU dari tiga sekolah dasar yang berlokasi di Jember, Jawa Timur. Distribusi peserta diperlihatkan pada Tabel I. Jumlah sampel tersebut dianggap mewakili keseluruhan populasi peserta dari tiga sekolah dasar. Bahkan di sekolah 2 kelas 1 tidak ditemukan siswa dengan kategori KMH KU.

Siswa peserta penelitian berasal dari tiga sekolah yang mempunyai karakteristik berbeda. Sekolah 1 adalah SDN Bintoro 5 yang berlokasi di wilayah kecamatan Patrang, Jember, Jawa Timur. Lokasi sekolah 1 ini terpencil, yaitu di lereng gunung dengan mayoritas orang tua siswa bekerja sebagai buruh kebun kopi serta kurang berpendidikan atau tidak sekolah. Semua siswa sekolah 1 tidak memiliki gawai. Sekolah

TABEL I  
DISTRIBUSI PESERTA PENELITIAN

	Jumlah Siswa			
	Sekolah 1	Sekolah 2	Sekolah 3	Total
<b>Kelas 1</b>				
Sesuai Usia	2	2	3	7
Kurang dari Usia	2	0	5	7
<b>Kelas 2</b>				
Sesuai Usia	3	2	2	7
Kurang dari Usia	3	1	3	7

2 adalah SDN Karangrejo 6 yang berlokasi di wilayah Kecamatan Sumbersari, Jember, Jawa Timur. Lokasi Sekolah 2 berada di dekat dengan pusat kota, tetapi mayoritas pekerjaan orang tua siswa adalah buruh tani dan pedagang sayur, dengan pendidikan orang tua siswa adalah SD dan SMP, serta hanya beberapa siswa yang mempunyai gawai. Sekolah 3 adalah SDN Karangrejo 2 yang berlokasi dekat dengan pusat kota dengan mayoritas pekerjaan orang tua siswa adalah pegawai atau bekerja di sektor formal, dengan pendidikan minimal SMA, dan hampir semua siswa mempunyai gawai.

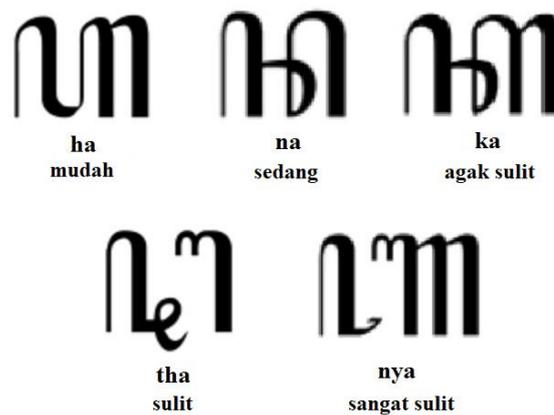
Untuk proses perekaman data, digunakan papan digital, yaitu WACOM CINTIQ 13HD, dengan pena elektronik nirkabel yang ujungnya peka terhadap tekanan. Penggunaan papan digital ini ditujukan agar peserta dapat melakukan aktivitas menulis menyerupai menulis di atas kertas dengan hasil tulisan yang langsung dapat dilihat. Data yang dapat diperoleh dari papan digital ini berupa nilai *x-pos* yang mempunyai nilai antara 0-1365, *y-pos* dengan nilai antara 0-767, *z-pos* dengan nilai antara 0-1.023, dan tekanan yang mempunyai nilai antara 0-1023. Nilai *x-pos*, *y-pos*, dan *z-pos* merepresentasikan koordinat posisi pena terhadap papan digital, sedangkan nilai tekanan merepresentasikan informasi kekuatan tekanan pena terhadap papan digital pada saat proses menulis. Pengambilan sampel data dilakukan sebanyak 200 data per detik (200 Hz) dengan laptop. Spesifikasi laptop yang digunakan setara Core i5 2,2 GHz dengan kapasitas RAM minimal 4 GB.

Pada proses pengambilan data, peserta diberi tugas menulis masing-masing lima huruf aksara Jawa langsung pada papan digital menggunakan pena *stylus*. Tidak semua aksara Jawa digunakan pada penelitian ini. Hanya lima aksara saja yang digunakan, yaitu *Ha*, *Na*, *Ka*, *Tha*, dan *Nya*, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 4. Pemilihan lima aksara tersebut mempertimbangkan tingkat kesulitan penulisannya. Aksara *Ha* untuk kategori mudah, aksara *Na* untuk kategori sedang, aksara *Ka* untuk kategori agak sulit, aksara *Tha* untuk kategori sulit, dan aksara *Nya* untuk kategori sangat sulit [13].

Peserta diminta menebalkan contoh aksara Jawa yang ada pada papan-papan digital seperti yang terlihat pada Gbr. 5. Selama proses menulis aksara Jawa tersebut, sistem merekam data *x-pos*, *y-pos*, *z-pos*, dan tekanan yang selanjutnya disimpan ke dalam bentuk *file .csv*, untuk nantinya dijadikan sebagai *dataset*.

C. Tahap Klasifikasi KMH Menggunakan Random Forest.

1) *Pembentukan Dataset*: Setelah pengambilan data proses menulis aksara Jawa oleh peserta, tahap selanjutnya adalah



Gbr. 4 Aksara Jawa atau Hanacaraka.



Gbr. 5 Proses perekaman data menulis aksara Jawa.

memproses *dataset* hasil perekaman proses menulis aksara Jawa. Data yang telah direkam dikompilasi dengan label KMH yang berasal dari psikolog menjadi *dataset* yang nantinya diolah menggunakan metode klasifikasi, seperti yang tersaji pada Tabel II. Masing-masing siswa memberi kontribusi berkisar antara 1.800–2.200 data, sehingga untuk tujuh siswa, terdapat 10.000 hingga 11.000 data pada masing-masing kategori, SU dan KU.

Untuk setiap proses menulis dari masing-masing peserta, semua *dataset* diberi label sesuai dengan hasil asesmen yang dikeluarkan oleh psikolog. Berdasarkan hasil asesmen dari psikolog, peserta dikelompokkan dalam kategori SU atau KU. Pelabelan oleh psikolog ini juga menjadi dasar kebenaran *dataset* yang dibangun. Oleh karena itu, *dataset* yang terbangun berasal dari proses menulis dari tujuh siswa dengan KMH SU dan tujuh siswa dengan KMH KU untuk masing-masing kelas dan aksara yang memiliki fitur *x-pos*, *y-pos*, *z-pos*, dan tekanan. *Dataset* yang dibangun terdiri atas kelas 1 dengan aksara (*Ha*, *Na*, *Ka*, *Tha*, *Nya*) dan kelas 2 dengan aksara (*Ha*, *Na*, *Ka*, *Tha*, *Nya*) serta disimpan kembali dalam file bertipe *.csv*

2) *Proses Klasifikasi*: Pada tahap ini, dilakukan eksperimen untuk menentukan KMH siswa dari proses menulis aksara Jawa. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *random forest* [15]. *Random forest* atau *random decision forest* adalah metode klasifikasi yang memanfaatkan *ensemble learning*, yaitu metode prediksi yang menggunakan beberapa tahapan pembelajaran. Salah satu algoritme *ensemble learning* yang

TABEL II  
CONTOH DATASET PROSES MENULIS HURUF HA

x-pos	y-pos	z-pos	Tekanan	Label
649	370	8	0	SU
649	370	0	0	SU
649	370	0	0	SU
649	369	0	0	SU
649	369	0	0	SU
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
714	373	0	621	KU
714	373	0	524	KU
714	374	0	394	KU
714	374	0	153	KU
714	374	0	0	KU

digunakan dalam *random forest* adalah *bootstrap aggregation*, atau yang dikenal dengan nama *bagging*. *Random forest* juga menggunakan metode regresi dan tugas lain melalui penyusunan banyak *decision tree*, dengan rumus seperti pada (1) [17].

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

*Training set* dinotasikan sebagai  $X = x_1, \dots, x_n$ , responsnya dinotasikan dengan  $Y = y_1, \dots, y_n$ , dan pengulangan *bagging* dinotasikan dengan  $B$  iterasi. Jumlah data *training* dinotasikan sebagai  $n$ , sampel dengan penggantian isi dinotasikan dengan  $X_b, Y_b$ , *regression tree* dinotasikan sebagai  $f_b$  pada  $X_b, Y_b$ , dan setelah proses *training*, prediksi dinotasikan sebagai  $x'$ .

Untuk mengetahui kinerja metode *random forest*, penelitian ini menggunakan dua metode pembandingan, yaitu *naïve Bayes* [18] dan *k-NN* [19]. *naïve Bayes* adalah pengklasifikasi probabilistik yang bekerja berdasarkan aturan Bayes, dengan rumusan seperti pada (2).

$$p(C_k|x) = \frac{p(x|C_k)p(C_k)}{p(x)} \quad (2)$$

dengan  $x$  adalah vektor dari fitur-fitur dan  $C_k$  adalah label yang mungkin dihasilkan dari  $k$ . Dalam bahasa yang relatif sederhana, persamaannya dapat dituliskan sebagai (3).

$$\text{posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}} \quad (3)$$

dengan asumsi kemandirian *naïve* dirumuskan sebagai (4).

$$P(x_i|C_k, x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) = P(x_i|C_k). \quad (4)$$

Selanjutnya, untuk semua  $i$ , dilakukan penyederhanaan dengan (5).

$$p(C_k|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(C_k) \prod_{i=1}^n P(x_i|C_k)}{P(x_1, \dots, x_n)}. \quad (5)$$

Dengan  $P(x_1, \dots, x_n)$  sebagai konstanta,  $P(C_k)$  dan  $P(x_i|C_k)$  dapat diperkirakan menggunakan *Maximum A Posterior* (MAP). Penyederhanaan dari MAP disebut *naïve Bayes*.

Dalam proses klasifikasi, algoritme tetangga  $k$ -terdekat ( $k$ -NN) adalah metode nonparametrik yang digunakan untuk

klasifikasi dan regresi. Dalam kedua kasus, *input* terdiri atas  $k$  contoh pelatihan terdekat di ruang fitur. Dalam klasifikasi  $k$ -NN, *output* adalah keanggotaan kelas. Suatu objek diklasifikasikan oleh suara pluralitas tetangganya, dengan objek yang ditugaskan ke kelas paling umum di antara tetangganya yang terdekat ( $k$  adalah bilangan bulat positif, biasanya kecil). Jika  $k = 1$ , maka objek hanya ditugaskan untuk kelas tetangga terdekat itu. Dalam regresi  $k$ -NN, *output* adalah nilai properti untuk objek. Nilai ini adalah rata-rata dari nilai  $k$  tetangga terdekat. Metode  $k$ -NN adalah jenis pembelajaran berbasis contoh, atau pembelajaran “malas”, yang fungsinya hanya didekati secara lokal dan semua perhitungan ditangguhkan hingga klasifikasi. Keduanya digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Teknik yang berguna adalah menetapkan bobot pada kontribusi tetangga, sehingga tetangga yang lebih dekat berkontribusi lebih banyak ke rata-rata daripada yang lebih jauh. Misalnya, skema pembobotan umum terdiri atas memberikan bobot kepada masing-masing tetangga  $1/d$ , dengan  $d$  adalah jarak ke tetangga. Tetangga diambil dari satu set objek yang kelasnya (untuk klasifikasi  $k$ -NN) atau nilai properti objeknya (untuk regresi  $k$ -NN) diketahui. Ini dapat dianggap sebagai pelatihan yang ditetapkan untuk algoritme, meskipun tidak diperlukan langkah pelatihan eksplisit [20]. Metode  $k$ -NN bekerja menggunakan matriks jarak, yaitu Euclidean dengan rumus seperti pada (6).

$$d(e, f) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (e_i - f_i)^2} \quad (6)$$

dengan  $d(a, b)$  adalah jarak antara fitur yang dibandingkan terkelompok ke label tertentu dan  $n$  adalah banyaknya data. Total data adalah  $E = (e_1, \dots, e_n)$ .

### III. HASIL DAN ANALISIS

Tabel III menjelaskan hasil klasifikasi menggunakan tiga jenis pengklasifikasi, yaitu *random forest*,  $k$ -NN, dan *naïve Bayes*. Ketiga pengklasifikasi tersebut menghitung akurasi KMH untuk kelas 1 dan kelas 2. Aksara yang digunakan dalam pengklasifikasian adalah *Ha, Na, Ka, Tha, dan Nya*.

Terlihat bahwa *random forest* menghasilkan nilai akurasi tertinggi untuk kelas 1 pada aksara *Ha*, dengan angka 97,6% dan hasil berikutnya untuk kelas 2 pada aksara *Ka*, dengan angka 98,7%. Kedua hasil ini mengungguli  $k$ -NN dengan selisih 2,8% untuk aksara *Ha* di kelas 1 dan selisih 1,4% untuk aksara *Ka* di kelas 2. Selisih yang cukup besar, yaitu 33,6%, juga terjadi untuk *naïve Bayes* pada huruf *Ha* di kelas 1 dan selisih 33,1% untuk *naïve Bayes* pada huruf *Ka* di kelas 2.

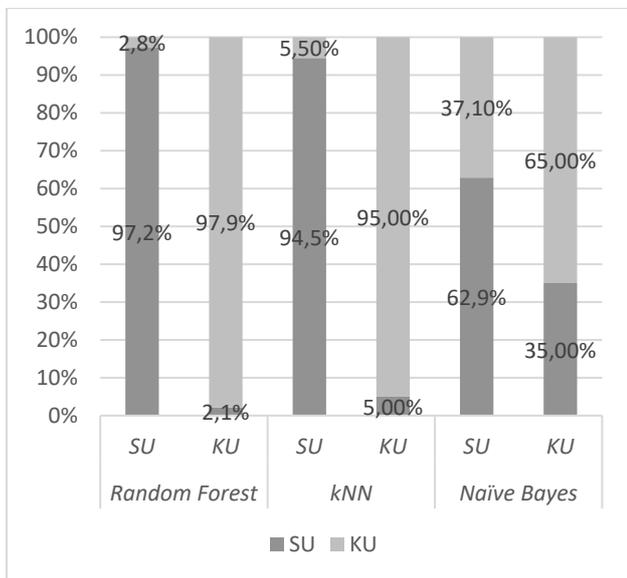
Secara umum, pengklasifikasi *random forest* mengungguli dua pengklasifikasi lainnya, yaitu  $k$ -NN dan *naïve Bayes*, untuk lima aksara pada kedua kelas. Khusus pengklasifikasi *naïve Bayes* hanya mampu memprediksi 67,8% pada aksara *Tha* di kelas 1 dan terendah dengan angka 57,6% pada aksara *Tha* di kelas 2. Secara keseluruhan, dua pengklasifikasi, yaitu *random forest* dan  $k$ -NN, mengungguli *naïve Bayes* dengan rata-rata selisih sebesar 30% untuk semua aksara dan semua kelas.

Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan, diperoleh hasil seperti diperlihatkan pada Gbr. 6. Tampak bahwa pengklasifikasi *random forest* memberikan angka 92,7% terhadap SU dan 97,9% terhadap KU. Hal ini menyatakan bahwa kesesuaian pelabelan menunjukkan akurasi yang tinggi.

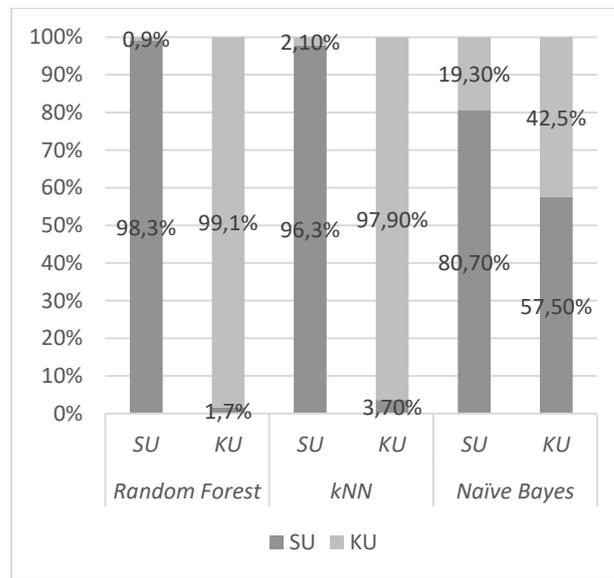
TABEL III  
PERBANDINGAN PENGKLASIFIKASI *RANDOM FOREST*, *k-NN*, DAN *NAÏVE BAYES* TERHADAP AKSARA JAWA PADA DUA KELAS

	Kelas 1					Kelas 2				
	<i>Ha</i>	<i>Na</i>	<i>Ka</i>	<i>Tha</i>	<i>Nya</i>	<i>Ha</i>	<i>Na</i>	<i>Ka</i>	<i>Tha</i>	<i>Nya</i>
RF	97,6%	97,0%	97,0%	96,8%	96,0%	97,6%	97,8%	98,7%	96,7%	96,6%
<i>k-NN</i>	94,8%	93,4%	94,4%	92,8%	92,0%	95,0%	95,0%	97,3%	93,3%	92,5%
NB	64,0%	63,9%	60,2%	67,8%	62,3%	60,0%	63,9%	65,6%	57,6%	62,9%

RF = *Random Forest*; NB = *Naïve Bayes*



Gbr. 6 Grafik hasil klasifikasi KMH SU dan KU aksara *Ha* untuk kelas 1.



Gbr. 7 Grafik hasil klasifikasi KMH SU dan KU aksara *Ka* untuk kelas 2.

Selanjutnya, pengklasifikasi *k-NN* memberikan angka 94,55% terhadap SU dan 95,00% terhadap KU. Hal ini tidak berbeda jauh dengan pengklasifikasi *random forest*, yang kesesuaian pelabelannya juga menunjukkan akurasi yang tinggi. Sementara itu, pengklasifikasi *naïve Bayes* hanya berhasil memberikan angka 62,9% untuk SU dan 65% untuk KU. Jika dibandingkan dengan dua pengklasifikasi sebelumnya, yaitu *random forest* dan *k-NN*, didapatkan selisih sekitar 30% lebih rendah.

Selanjutnya, dari pengujian di kelas 2 dengan aksara *Ka* yang telah dilakukan, diperoleh hasil seperti ditunjukkan pada Gbr. 7. Jika dibandingkan dengan hasil pada kelas 1 aksara *Ha*, maka pengklasifikasi *random forest* di eksperimen kedua memberikan angka yang lebih tinggi, yaitu 98,3% terhadap SU dan 99,1% terhadap KU. Hal ini juga menyatakan bahwa kesesuaian pelabelan menunjukkan akurasi yang tinggi. Selanjutnya, pengklasifikasi *k-NN* juga memberikan hasil yang lebih tinggi dibandingkan dengan eksperimen kelas 1. Angka yang diperoleh adalah 99,63% terhadap SU dan 97,90% terhadap KU. Hal ini tidak berbeda jauh dengan pengklasifikasi *random forest*, kesesuaian pelabelan juga menunjukkan akurasi yang tinggi. Sedangkan pada pengklasifikasi *naïve Bayes* terjadi kenaikan angka akurasi dengan capaian 80,70% untuk SU, tetapi ada penurunan yang cukup besar, yaitu 42,50%, untuk KU. Jika dibandingkan dengan dua pengklasifikasi sebelumnya, yaitu *random forest* dan *k-NN*, didapatkan selisih yang cukup besar untuk KU, yaitu sekitar 40% lebih rendah.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil asesmen psikolog, dinyatakan bahwa pada sekolah 2 tidak terdapat siswa yang memiliki KMH KU. Fenomena tersebut diharapkan dapat diteliti lebih lanjut. Ada kemungkinan kemampuan KMH siswa dipengaruhi oleh kepemilikan gawai atau tingkat pendidikan orang tua.

Aksara *Ha* dinilai tepat untuk menentukan KMH pada siswa kelas 1 sekolah dasar dari proses menulis aksara Jawa dengan metode *random forest*. Hal ini diduga karena siswa kelas 1 masih belajar menulis sederhana, sehingga aksara *Ha* dirasa mudah dan tepat untuk menentukan KMH. Aksara *Ka* dinilai tepat untuk dipakai untuk menentukan KMH siswa kelas 2 sekolah dasar. Diduga ini terjadi karena siswa kelas 2 telah memiliki pengalaman menulis lebih banyak dibandingkan siswa kelas 1. Sedangkan aksara *Nya* dirasa masih cukup sulit diikuti oleh siswa kelas 1 dan kelas 2. Hal ini ditunjukkan oleh rendahnya akurasi yang diperoleh menggunakan tiga metode pengklasifikasi yang digunakan. Pengklasifikasi menggunakan *random forest* dinilai sangat tepat untuk menentukan KMH kelas 1 dan 2, karena dapat memberikan akurasi yang tinggi hingga mencapai 98,7%. Kesalahan akurasi diduga diakibatkan oleh perekaman data pada saat pena *stylus* belum menyentuh papan digital.

REFERENSI

[1] D. Grissmer, K.J. Grimm, S.M. Aiyer, W.M. Murrach, dan J.S. Steele, "Fine Motor Skills and Early Comprehension of the World: Two New

- School Readiness Indicators.," *Dev. Psychol.*, Vol. 46, No. 5, hal. 1008–1017, Agt. 2010.
- [2] C.E. Cameron, L.L. Brock, W.M. Murrell, L.H. Bell, S.L. Wozzalla, D. Grissmer, dan F.J. Morrison, "Fine Motor Skills and Executive Function Both Contribute to Kindergarten Achievement: Fine Motor and Kindergarten Achievement," *Child Dev.*, Vol. 83, No. 4, hal. 1229–1244, Des. 2012.
- [3] K.P. Feder dan A. Majnemer, "Handwriting Development, Competency, and Intervention," *Dev. Med. Child Neurol.*, Vol. 49, No. 4, hal. 312–317, Sep. 2007.
- [4] S. Suggate, E. Pufke, dan H. Stoeger, "Do Fine Motor Skills Contribute to Early Reading Development?," *J. Res. Read.*, Vol. 41, No. 1, hal. 1–19, 2018.
- [5] N.J. Pitchford, C. Papini, L.A. Outhwaite, dan A. Gulliford, "Fine Motor Skills Predict Maths Ability Better than They Predict Reading Ability in the Early Primary School Years," *Front. Psychol.*, Vol. 7, Paper 783, hal. 1–17, Mei 2016.
- [6] E. Supartini, "Pengukuran Kesiapan Sekolah," *JPK (Jurnal Pendidikan Khusus)*, Vol. 2, No. 2, hal. 61–71, 2006.
- [7] H. Kim, S. Valentine, P. Taelle, 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, Human-Computer Interaction Series*, T. Hammond, S. Valentine, A. Adler, dan M. Payton, Eds., Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2015, hal. 35–46.
- [8] 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, 2014.
- [9] I. Agustina, "Penerapan Metode SAS untuk Meningkatkan Keterampilan Menulis Huruf Tegak Bersambung Kelas I SD," *Jurnal Pendidikan Guru Sekolah Dasar*, Vol. 2, No. 3, hal. 75–83, 2018.
- [10] T. Erdogan dan O. Erdogan, "An Analysis of the Legibility of Cursive Handwriting of Prospective Primary School Teachers," *Procedia - Soc. Behav. Sci.*, Vol. 46, hal. 5214–5218, Agt. 2012.
- [11] E.S. Oche, "The Influence of Poor Handwriting on Students' Score Reliability in Mathematics," *Math. Educ. Trends Res.*, Vol. 2014, hal. 1–15, 2014.
- [12] A. Comajuncosas, M. Faundez-Zanuy, J. Solé-Casals, dan M. Portero-Tresserra, "Preliminary Study on Implications of Cursive Handwriting Learning in Schools," in *Multidisciplinary Approaches to Neural Computing*, Vol. 69, A. Esposito, M. Faundez-Zanuy, F.C. Morabito, dan E. Pasero, Eds., Cham, Switzerland: Springer, 2018, hal. 339–344.
- [13] A. Yurisaldi, *Melatih Otak Anti-Lupa: Metode Dahsyat Brain Gym dengan Hanacaraka*, ed. 1, Yogyakarta, Indonesia: Pustaka Widyatama, 2011.
- [14] L.H. Tresnawati, W.A. Kusuma, S.H. Wijaya, dan L.S. Hasibuan, "Asosiasi Single Nucleotide Polymorphism pada Diabetes Mellitus Tipe 2 Menggunakan Random Forest Regression," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, Vol. 8, No. 4, hal. 320–326, Nov 2019.
- [15] T.K. Ho, "Random Decision Forests," *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, 1995, hal. 278–282.
- [16] B. Bawono dan R. Wasono, "Perbandingan Metode Random Forest dan Naïve Bayes untuk Klasifikasi Debitur Berdasarkan Kualitas Kredit," *EDUSAINTEK*, Vol. 3, hal. 343–348, 2019.
- [17] K.P. Murphy, *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*, 2<sup>nd</sup> ed., Cambridge, USA: MIT Press, 1991.
- [18] Khamid, A.D. Wibawa, dan S. Sumpeno, "Gesture Recognition for Indonesian Sign Language Systems (ISLS) Using Multimodal Sensor Leap Motion and Myo Armband Controllers Based-on Naïve Bayes Classifier," *Proc. - 2017 Int. Conf. Soft Comput. Intell. Syst. Inf. Technol. Build. Intell. Through IOT Big Data, ICSIT 2017*, 2017, hal. 1–6.
- [19] A.G. Soai, A.N. Rumaksari, K. Khamid, N.Z. Fanani, S. Sumpeno, dan M.H. Purnomo, "Deteksi Gestur Lengan Dinamis pada Lingkungan Virtual Tiga Dimensi Koleksi Warisan Budaya," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, Vol. 7, No. 4, hal. 397–403, 2018.
- [20] G. James, D. Witten, T. Hastie, dan R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning - with Applications in R*, 1<sup>st</sup> ed., New York, USA: Springer Science and Business Media, 2017.