

Teknik Ensemble Dalam Machine Learning Untuk Menentukan Tingkat Akurasi Perkembangan Motorik Bayi 0-12 Bulan

Anita Sindar Sinaga¹, Sethu Ramen², Sri Mulyani³

^{1,2,3}Program Studi Teknologi Informasi, STMIK Pelita Nusantara, Medan, Indonesia

Email: ^{1,}haito_ita@yahoo.com, ²sethu@gmail.com, ³srimulyani@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: haito_ita@yahoo.com

Article History:

Received Jun 25th, 2024

Revised Jul 18th, 2024

Accepted Aug 09th, 2024

Abstrak

Setiap tahap perkembangan seorang bayi umumnya ditunjukkan oleh pergerakan fisik atau badan. Ada kesulitan mengenali keterlambatan pergerakan motorik bayi pada usia 0 – 12 bulan. Jika terdapat gangguan pada gerak bayi, maka perlu dilakukan pemeriksaan kesehatan fisik bayi agar dapat segera ditangani sesuai tahap perkembangan balita. Tingkat keakuratan kondisi gerak motorik terlambat pada bayi dapat diketahui dengan Teknik Ensemble. Pembelajaran ensemble digunakan untuk memperbaiki kinerja dan hasilnya menunjukkan tingkat yang benar dari Pembelajaran Mesin menangani analisis data dengan menggabungkan hasil prediksi dari tidak banyak kesepakatan berbeda dengan algoritma analisis data. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model pembelajaran ansambel dalam mengidentifikasi tingkat kebenaran gerak motorik bayi 0-12 bulan. Pemodelan pembelajaran Ensemble menghasilkan model baru dengan menggunakan Optimizable Ensemble dengan nilai Ketepatan menilai kemiripan model Optimizable Ensemble 93% dengan nilai MRSE 9.8 R-Squared 0.73 MSE 82.26.

Kata Kunci : Motorik Bayi, Gerakan, Identifikasi, Akurasi, Ensemble Metode

Abstract

Each stage of a baby's development is generally indicated by physical or body movements. There is difficulty recognizing delays in baby's motor movements when old of 0 – 12 months. There is a problem with the baby's movement, it is necessary to have the baby's physical health checked so that it can be treated immediately according to the toddler's developmental stage. The level of accuracy of delayed motor movement conditions in babies can be determined by ensemble learning. Ensemble learning is used to improve performance and the results show the correct level of Machine Learning handles data analysis by combining prediction results from not many different agreements with data analysis algorithms. This research aims to produce an ensemble learning model to identify the correct level of motor movements in babies 0-12 months. Ensemble learning modeling produces new models using Optimizable Ensemble. The accuracy value of this model is 93% with an MRSE value of 9.8 R-Squared 0.73 MSE 82.26.

Keyword : Motoric, 0 -12 months, Identification, Accuracy, Ensemble Method

1. PENDAHULUAN

Menurut WHO, rata-rata berat badan bayi saat usia 1 bulan adalah, 4,2 kilogram (kg) untuk bayi perempuan dan 4,5 kilogram (kg) bagi seorang bayi laki-laki. Sementara bagi seorang bayi usia 1 bulan panjang akan berkembang sampai 3,8 sentimeter (cm) dari sejak kelahiran. Ada beberapa kasus sianak memiliki beberapa gangguan dalam tumbuh kembangnya. Beberapa cara yang dapat digunakan untuk mendeteksi sekaligus menilai tingkat ketepatan menilai kemiripan gangguan perkembangan fisik motorik tersebut. Pada teknologi *Machine Learning* (ML) umumnya dalam pembuatan aplikasi komputer berdasarkan pembelajaran dari sekumpulan data dan pengalaman untuk melakukan pekerjaan-pekerjaan khusus tanpa menyertakan program computer secara eksplisit. Ada beberapa kasus bayi memiliki gangguan ketidakmampuan bergerak sendiri. Dengan bantuan teknologi keterlambatan ini dapat dideteksi sekaligus menilai tingkat ketepatan menilai kemiripan gangguan perkembangan fisik motorik [1]. *Machine Learning* (ML) fokus pada pengembangan sistem yang ada pada komputer untuk menghasilkan informasi bersumber dari pengalaman melakukan

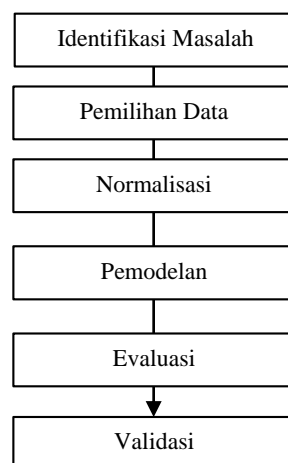
tugas-tugas yang telah diinstruksikan secara berulang-ulang tanpa menerapkan pemrograman secara jelas. Algoritma yang termasuk bagian dari *ensemble Bagging (Bootstrap Aggregating), Random Forest, Boosting, Stacking, Voting, dan Blending* [2].

Dalam mengevaluasi hasil kerja Machine Learning (ML) jenis data supervised learning, dapat dipergunakan Confusion Matrix yang menunjukkan luaran prediksi dari keadaan sebenarnya dalam bentuk nilai Ketepatan menilai kemiripan, Presisi, dan Recall. Persentasi ketepatan menentukan nilai kemiripan dalam menjelaskan rasio prediksi benar positif dan negatif, presisi menguraikan perbandingan dari algoritma pengelompokan secara benar menghasilkan nilai positif dari keseluruhan hasil luaran diprediksi bernilai positif, sementara penilaian ketepatan Recall menggambarkan bentuk perbandingan dari prediksi dengan hasil nilai dinyatakan benar positif bila dilihat dari keseluruhan data yang bernilai diperoleh benar juga menyatakan positif [3]. Dalam data science dikembangkan pemodelan pengelompokan bertujuan untuk menentukan tools yang tepat dipergunakan kemungkinan akan melewati nilai batas dari nilai Accuracy [4]. Beberapa representasi dari pengolahan data dapat digabungkan untuk meningkatkan kinerja prediksi pembelajaran Ensemble dalam pembelajaran mesin pada identifikasi tingkat ketepatan menilai kemiripan perkembangan motorik bayi 0-12 bulan [5]. Penelitian klasifikasi sebelumnya pembahasan untuk mengetahui perbedaan dari metode Ensemble Learning pada pengelompokan penderita penyakit diabetes menguraikan penggunaan Ensemble Learning untuk diperbandingkan tiap algoritma pada klasifikasi penyakit diabetes [6]. Penelitian Analisis sentimen dengan menggunakan pendekatan metode Ensemble Learning dan Word Embedding pada media sosial menguraikan adanya peningkatan ketepatan ketepatan menilai kemiripan dapat dicapai dengan menerapkan sah satu dari metode Ensemble Learning [7]. Penelitian ini menggabungkan prediksi beberapa model yang dipelajari dari data yang sama. Penelitian penerapan Stacking Ensemble Learning untuk pengelompokan dari dampak kesehatan disebabkan gangguan akibat polusi menguraikan Ensemble Learning dapat memanfaatkan mengubah beberapa model Machine Learning yang beragam seperti Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), dan Neural Networks [8]. Dalam Machine Learning sebuah pembelajaran menggunakan algoritma berjenis mengelompokkan harus memiliki label atau nama dari pengelompokan tersebut [9]. Pembelajaran Ensemble digunakan meningkatkan kinerja dan ketepatan menilai kemiripan model-model pembelajaran mesin dengan menggabungkan hasil prediksi dari bentuk-bentuk pemodelan atau algoritma yang berbeda. Melalui pelatihan data dihasilkan model yang akan membantu hasil input dalam mengidentifikasi hasil yang lebih akurat [10]. Nilai ketepatan menilai kemiripan menunjukkan tingkat kedekatan antara nilai prediksi sistem dengan penilaian pengelompokan secara real. Uji ketepatan menilai kemiripan dari nilai yang dihasilkan dapat memberikan persentase kesesuaian kriteria [11].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pengolahan model klasifikasi difungsikan sesuai dengan jenis data yang diproses, oleh sistem yang bekerja memberikan luaran prediksi dengan menampilkan suatu label pada data baru yang jenis kelompok data yang belum diketahui sebelumnya. Model pembelajaran *Ensemble* dikembangkan melalui tahapan, Gambar 1 :



Gambar 1. Pengembangan Pemodelan

Uraian tahapan pengembangan pemodelan :

1. Identifikasi Masalah
 - a) Pengolahan data yang tidak tepat dalam menentukan tingkat ketepatan menilai kemiripan dipengaruhi label atau pemberian tujuan akhir dari pengelompokan.
 - b) Penggunaan banyak model dalam menyelesaikan permasalahan.
 - c) Pembelajaran *Ensemble* dapat meningkatkan hasil prediksi untuk data berlabel.
- b. Pemilihan Data

Menentukan jenis dan sumber data yang tepat, serta instrumen yang sesuai untuk mengumpulkan data. Kelompok perkembangan motorik bayi usia 0–3 bulan, 4– 6 bulan, 7 – 9 bulan, 10 – 12 bulan.

c. Normalisasi

Pada tahap perbaikan atau mengatur kembali kualitas data, termasuk menghapus data yang ditemukan duplikat sehingga dataset siap dibagi menjadi data uji dan data testing melalui pembersihan data-data jenis berlabel.

d. Pemodelan

Pembelajaran *Ensamble* dipergunakan menemukan nilai dari data sebagai solusi dari algoritma terbaik dibandingkan dengan algoritma yang lain. Ada 4 metode *Ensamble Learning* :

a) Setiap model membuat prediksi (voting) untuk setiap pengujian dan prediksi keluaran akhir adalah yang menerima lebih dari setengah suara. Jika tidak ada prediksi yang mendapatkan lebih dari separuh suara, maka metode *Ensamble* tidak dapat membuat prediksi yang stabil.

b) Dalam algoritma *Bootstrap Aggregating* atau Bagging, melibatkan pembuatan beberapa model memanfaatkan algoritma yang sama dengan sub-sampel acak dari dataset yang diambil dari dataset asli secara acak dengan metode *bootstrap sampling* bertujuan untuk memecahkan adanya variasi dan overfitting dalam pengembangan model *Machine Learning*.

c) Metode boosting dimanfaatkan dalam teknik *Ensemble* untuk meningkatkan hasil dari kinerja pemodelan algoritma *Machine Learning* secara berturut-turut.

d) Metode *stacking* memanfaatkan keberadaan dari pemodelan *meta learner* difungsikan buat menggabungkan perolehan luaran dari algoritma dari sekumpulan model-model *Machine Learning* yang satu sama lain tidak ada kesamaan.

e. Evaluasi

Nilai keberhasilan kelompok yang diperoleh dapat dilakukan pengujian pada nilai yang diperoleh melalui penggunaan metode *Confusion Matriks* dengan empat tipe dikombinasikan secara berbeda-beda dari nilai hasil algoritma prediksi dan nilai yang didapat secara aktual atau sekarang.

f. Validasi

Dari beberapa metode validasi dengan memanfaatkan validasi dengan ketentuan ukuran dimisalkan sebanyak k pada model *cross-validasi*. Apabila dataset merupakan sebanyak kasus N , ini dipisah-pisahkan dalam bentuk terbagi-bagi sebanyak k yang dinyatakan sama, k dimisalkan dari sebagian yang telah ada sebanyak 5 atau 10 (apabila N yang ditentukan tidak seluruhnya dibagi k , maka bagian paling terakhir akan menjelaskan kasus lebih sedikit dari k lainnya –1 bagian). Serangkaian urutan k sekarang dilakukan pada tiap bagian k pada urutan yang telah dibuat.

2.2 Jenis Metode Ensemble

Metode Ensemble [12] [13]:

1. Metode Pemungutan Suara (Voting)

Sebagai pengklasifikasi atau pembelajaran dari tiap-tiap pengelompokan ini memiliki kemampuan untuk memprediksi keluaran berdasarkan masukan yang diberikan. Metode voting ini memberikan cara untuk meningkatkan ketepatan asumsi dengan menggabungkan berbagai perspektif dari beberapa pengelompokan.

2. Metode Bagging (Agregasi Bootstrap)

Metode bagging bertujuan untuk mengatasi variasi dan overfitting pada model pembelajaran mesin yang melibatkan langkah-langkah mengambil kumpulan data pelatihan awal yang sudah dikerjakan. Metode bagging memberikan cara untuk menghilangkan variabilitas asumsi maupun prediksi sebab setiap data latih memiliki jenis berlainan satu dengan yang lainnya. Jenis variasi yang berbeda-beda memberikan sebuah pemodelan menjadi lebih stabil dan bernilai baik dari sebelumnya daripada memanfaatkan suatu pengumpulan data yang sudah terlatih.

3. Metode Metode Boosting

Metode boosting adalah teknik ansambel yang digunakan untuk meningkatkan kinerja pemodelan menjadi lebih baik pembelajaran mesin dengan membuat suatu pemodelan bentuk sekuensial. Pembuatan model ini memberikan hasil asumsi maupun prediksi menjadi lebih kuat dengan memanfaatkan sekumpulan data bentuk kolektif dari model-model yang berurutan, sehingga setiap model berupaya memberikan perbaikan pada model yang salah pada model sebelumnya.

4. Metode Stacking

Setiap model membuat prediksi pada sekumpulan data yang memiliki tipe sama sehingga hasil asumsi maupun prediksi dari tiap-tiap pemodelan digunakan sebagai fitur sebagai inputan disebut *meta learner* yang memberikan penggabungan untuk menunjukkan kekuatan pemodelan pembelajaran mesin yang berasal dari model lain dengan memanfaatkan model lainnya sebagai tambahan berbentuk *meta pembelajar* yang dapat membuat pemodelan selesai dilihat dari model awal yang telah dibuatkan.

2.3 Tingkat Akurasi Algoritma Machine Learning

Klasifikasi diterapkan dalam Machine Learning bertujuan menggabungkan beberapa model untuk memberikan luaran memanfaatkan salah satu model prediksi untuk mejadikan pemodelan terlihat lebih kuat juga dan lebih menunjukkan kestabilan apabila diambil dari keseluruhan data yang telah dibersihkan [14]. Pembelajaran *Ensamble* melakukan latihan

data pada pengklasifikasian dasar yang berbeda, dan keluarannya digabungkan untuk mendapatkan prediksi akhir. Sumber utama ketidaksesuaian antara nilai aktual dan prediksi adalah gangguan, variasi, dan bias saat memperkirakan variabel target memanfaatkan pendekatan pembelajaran mesin apapun. Hasil penggabungan teknik *Ensamble* pada beberapa algoritma pembelajaran mesin untuk menghasilkan prediksi yang lebih sesuai dibandingkan yang dibuat seperti pengklasifikasian [15]. Dengan menggabungkan beberapa representasi dari pengolahan data berbeda, dapat memberikan sudut pandang dan penilaian yang tidak sama, yang pada akhirnya dapat membuat asumsi atau prediksi yang lebih sesuai dengan model yang direncanakan dan meningkatkan ketepatan menilai kemiripan prediksi juga dapat membantu mengurangi kesalahan dan meningkatkan kualitas prediksi [16] [17].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sumber data penelitian bersumber dari *Satudata.com* dengan empat fase perkembangan motorik bayi 0 – 12 bulan didukung variable-variabel yang mendukung pengolahan data memanfaatkan metode *Ensamble* sehingga dapat menghasilkan representasi dari pengolahan data pembelajaran *Ensemble*. Perkembangan motorik bayi terhambat atau tidak dengan memperhatikan kemampuan-kemampuan yang seharusnya bisa dilakukan pada usia tertentu. Kinerja prediksi pembelajaran Ensemble dalam pembelajaran mesin pada identifikasi tingkat ketepatan menilai kemiripan perkembangan motorik bayi 0-12 bulan. Persentase tingkat ketepatan menilai kemiripan model pembelajaran Ensemble dalam pembelajaran mesin pada identifikasi perkembangan motorik bayi 0-12 bulan.

Tabel 1. Variabel Dataset 1

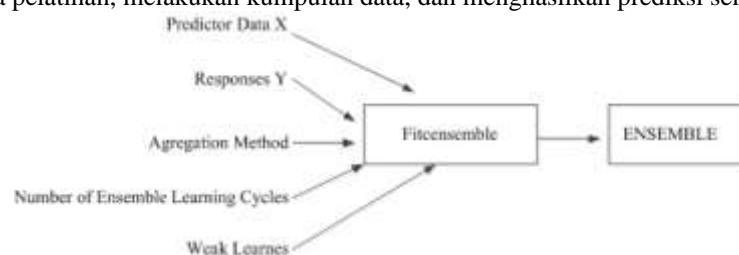
Variabel	Deskripsi
Usia	0 - 12 bulan
Berat Badan	Kg
Tinggi	Tinggi (cm)
Status Gizi	Normal, Tinggi, Kurang, Stabil

Tahapan pengolahan data keterlambatan gerak motorik bayi dengan variabel umur, jenis kelamin dan status perkembangan motorik kasar memberikan tanda-tanda keterlambatan dengan ciri-ciri gerak asimetris, refleks primitif, gangguan tonus otot, gangguan refleks tubuh, gerakan tidak terkontrol. Status gizi terbagi menjadi Normal, Tinggi, Kurang, Stabil. Pada setiap tahap perkembangan bayi seperti balita pada umumnya, namun pada beberapa kasus ditemukan kelainan pergerakan pada bayi.

Tabel 2. Variabel Dataset 2

Variabel (Perkembangan)	Deskripsi (usia)
Gerakan Dasar	0 – 3 bulan
Keseimbangan	4 – 6 bulan
Gerakan Otot	7 – 9 bulan
Gerakan Fisik	10 -12 bulan

Tahap preprocessing data dilakukan melalui penghapusan data yang tidak sesuai. Proses menyiapkan dan mengubah data mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan siap dianalisis. Dalam Pembelajaran Mesin, ada serangkaian aturan atau proses yang digunakan oleh sistem melakukan tugas yang sering dilakukan guna menemukan wawasan dan pola data baru, atau untuk memprediksi nilai keluaran dari serangkaian variabel masukan tertentu. Masing-masing kumpulan data ini mungkin memiliki beberapa data yang sama dan beberapa lainnya berbeda. Model (pengklasifikasi) yang sama diterapkan pada setiap data pelatihan, melakukan kumpulan data, dan menghasilkan prediksi sendiri, Gambar 2.



Gambar 2. *Ensemble Learning Framework*

Baris pada matriks menunjukkan bahwa baris tersebut memuat satu hasil pengamatan, dan setiap kolom diisi satu variabel hasil prediktor. Y merupakan vektor respon, berdasarkan jumlah observasi hasilnya sama dengan variabel X pada

Tahapan pengolahan data pada *Machine Learning* dimulai dari pembersihan data, penggabungan data, pembentukan kembali data, dan reduksi data. Bagilah data menjadi dua bagian yaitu data sebagai data pelatihan dilakukan dan data untuk menguji model setelah proses pelatihan selesai. Data latih ini data yang dilakukan digunakan untuk melatih model sedangkan untuk menguji model setelah proses pelatihan selesai data digunakan untuk memvalidasi model yang telah dibangun.

Pembuatan data pelatihan yang tidak banyak berbeda dilakukan dengan menggunakan dataset dengan contoh acak dari dataset awal. Perbandingan kinerja terbaik kelas ansambel menggunakan metode Bagging dan metode Boosting untuk mengetahui tingkat keberhasilan mengidentifikasi keterlambatan gerakan motorik bayi, Menggabungkan dua atau lebih metode yang dibagi menjadi tiga bidang analisis data, yaitu *Bagging*, *Boosting*, dan *Stacking*. Persamaan dari kesepakatan dengan analisis data adalah semuanya menggunakan tidak banyak kesepakatan dasar dengan analisis data atau kesepakatan dasar dengan analisis data dalam bentuk tidak banyak kesepakatan *Machine Learning* dengan analisis data. Data dibagi menjadi 2 bagian, 80% data digunakan untuk melatih model dan 20% data untuk validasi model. Pemodelan dikembangkan dengan metode ensemble dalam Machine Learning dengan Metode Bagging (Metode Bagging Tree), Metode Boosting Tree.

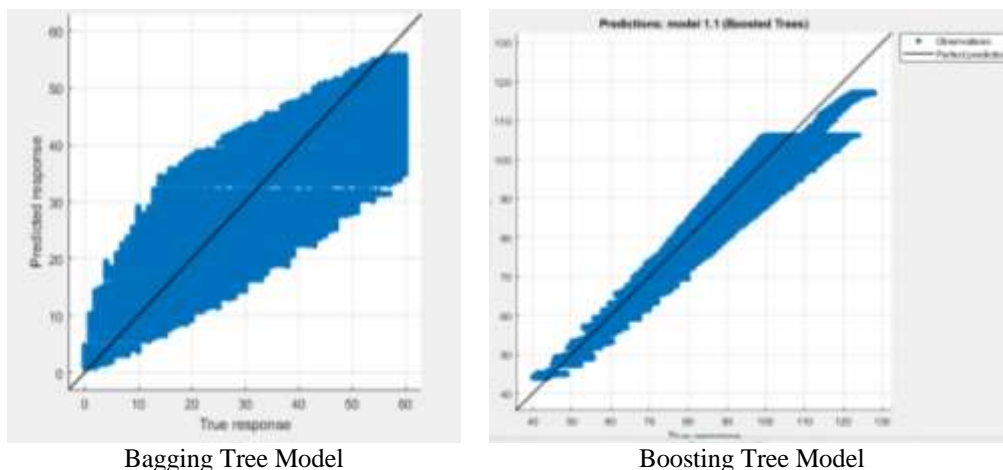
Tabel 3. Akurasi Penilaian *Ensemble Learning*

Identifikasi Keterlambatan	Metode Bagging	Metode Boosting
Gerakan Dasar	80.56%	82.43%
Keseimbangan	87.92%	88.72%
Gerakan Otot	85.35%	83.52%
Gerakan Fisik	84.47%	84.73%

Pembagian kelompok secara interaktif untuk pembagian kelompok menggunakan fit ensemble's = fit ensemble (X, Y, Nama, Nilai). X adalah data matriks. Langkah-langkah pemodelan *Ensemble* :

1. Data prediktor.
`opts.VariableNames = ["Usia", "Jenis Kelamin", "Tinggi Badan", "NutritionStatus"]; opts.VariableTypes = ["ganda", "kategoris", "ganda", "kategoris"]; opts = setvaropts(opts, ["Jenis Kelamin", "NutritionStatus"], "EmptyFieldRule", "auto");`
 Buat variabel independen (X) dan dependen (y), lalu bagi kumpulan data menjadi subset pelatihan dan pengujian.
2. Perlu dijelaskan bahwa metode pembelajaran terbimbing dimulai dengan data prediktor, biasa disebut X dalam pembuatan dokumentasi. X dapat disimpan dalam matriks atau tabel. Setiap baris X menunjukkan hasil observasi, dan masing-masing kolom X mewakili satu variabel atau prediktor.
3. Untuk ansambel pembagian grup, Y dapat berupa vektor numerik, vektor kategorikal, larik karakter, larik string, larik sel vektor karakter, atau vektor logika. Data respon terdiri dari tiga observasi dengan urutan benar, salah, benar.
4. Pemodelan Metode *Bagging Tree*.
5. Pemodelan Metode *Boosting Tree*.

Proses model pertama (dataset 1) dilatih pada kumpulan data pelatihan pendahuluan. model kedua (dataset 2) dilakukan latihan pada kumpulan dataset yang lebih sedikit jumlahnya lalu diperbaharui dari bentuk-bentuk kesalahan yang terjadi pada model sebelumnya. Model ini dapat memperbaiki kesalahan yang terjadi.



Bagging Tree Model

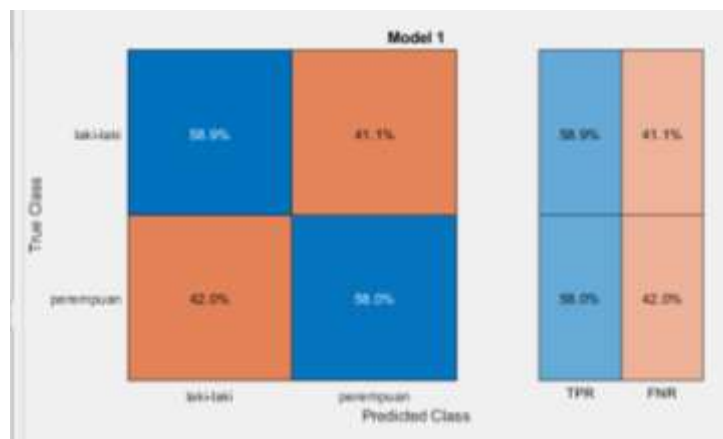
Boosting Tree Model

Gambar 3. Bagging Tree dan Model Boosting Tree

Metode ansambel sekuensial (Algoritma Boosting) menganalisis data terdiri dari kombinasi beberapa kesepakatan pembagian kelompok dengan analisis data yang akan mampu meningkatkan kinerja prediktif. Dalam membuat

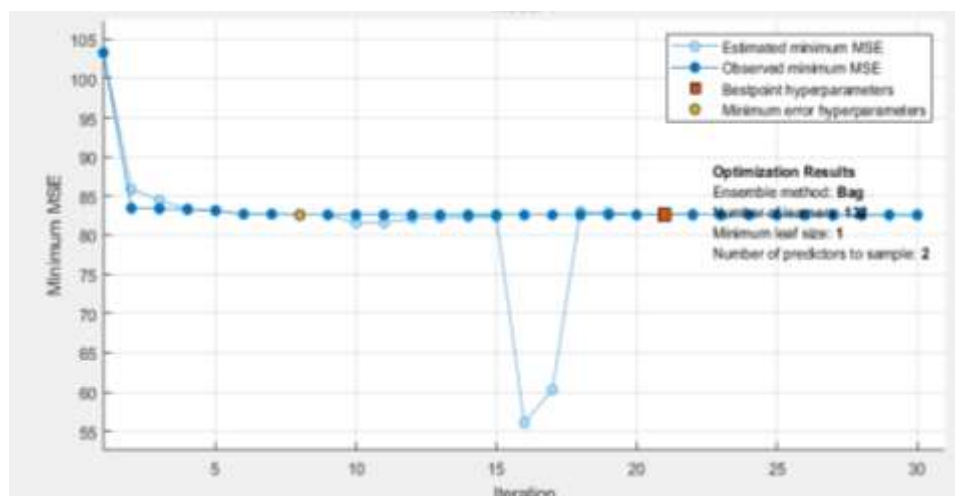
pembelajaran ensemble, dimulai dengan menentukan kombinasi k dengan analisis data yang akan digunakan. Setelah itu untuk tahap berikutnya dengan mengambil metode dalam ansambel itu sendiri. dalam menggabungkan dua metode atau lebih tidak banyak metode seperti Boosting-based, voting-based, dan bagging-based. Parallel Ensemble perlu dilakukan pada pembelajaran dasar seperti algoritma paralel secara independen dan kemudian dicari rata-ratanya untuk prediksi. Rata-rata, penduga gabungan biasanya lebih baik daripada penduga dasar mana pun karena variansnya berkurang. Varians dari prediksi gabungan dikurangi menjadi $1/n$ (n adalah jumlah model atau sampel).

Pengolahan Ensemble dalam klasifikasi diteruskan dalam beberapa proses secara terurut, dengan masing-masing bentuk pemodelan mencoba memberikan cara prediksi data yang tepat. Respon aktual dan respons prediksi menunjukkan setiap plot menunjukkan nilai respons yang dipasang sebagai fungsi dari satu variabel prediktor, dengan variabel prediktor lainnya dijaga konstan. Metode Bagging Tree dilakukan dengan mengolah dataset lebih awal pada pelatihan data awal yang dimiliki. Buat kumpulan data pelatihan yang tidak jauh berbeda dengan mengambil sampel acak dari kumpulan data awal. Masing-masing kumpulan data ini mungkin memiliki beberapa data yang sama dan beberapa lainnya berbeda. Evaluasi dengan dataset sebanyak 120999 observasi Cross Validation $k = 10$ Predictor = 3, TPR menunjukkan proporsi observasi yang diklasifikasikan dengan benar per kelas. FNR menunjukkan proporsi observasi yang diklasifikasikan salah per kelas sebenarnya. Plot menunjukkan ringkasan per kelas sebenarnya dalam dua kolom terakhir disebelah kanan.diperoleh, True Positive Rate (TPR) = 58.9%, 58.0% True Negative Rate = 41.1%, 42.0% pada Gambar 4.



Gambar 4. Evaluasi Hasil Prediksi

Evaluasi hasil prediksi menampilkan kelas baris, dan kolom menampilkan kelas prediksi. Jika menggunakan validasi silang, maka matriks konfusi dihitung menggunakan prediksi pada observasi yang diadakan. Sel diagonal menunjukkan kecocokan kelas sebenarnya dan kelas prediksi. Penggabungan dua model diperoleh *Ensemble* berperan mengoptimasi identifikasi dengan menggunakan *Regression Linier*, Gambar 5.



Gambar 5. Pemodelan Regression Linier

Jika sel diagonal ini berwarna biru, pengklasifikasi telah mengklasifikasikan observasi kelas sebenarnya yang diklasifikasikan dengan benar. Tugas prediksi akan menjadi lebih baik ketika model prediksi yang berbeda memberikan tingkat ketepatan menilai kemiripan yang lebih baik. Beberapa model dibuat dan digunakan dengan menggabungkan hasil model secara cerdas sedemikian rupa sehingga ketepatan menilai kemiripan yang dihasilkan lebih tinggi dibandingkan

model sebelumnya. Tingkat kesalahan algoritma klasifikasi dapat diestimasi dari perhitungan varians dengan kuadrat rata-rata. Keragaman pengklasifikasi dasar merupakan faktor kedua yang berpengaruh dalam sistem ensemble. Inti dari setiap sistem berbasis ensemble adalah dua teknik untuk melatih anggota ensemble individual: teknik ensemble sekuensial dan teknik ensemble paralel. Dalam teknik ensemble sekuensial, pembelajar yang berbeda belajar secara berurutan karena ketergantungan data. Kesalahan yang dibuat oleh model pertama dikoreksi secara berurutan oleh model kedua sedangkan pada teknik ensemble paralel, pembelajar dasar dihasilkan secara bersamaan, karena tidak ada ketergantungan data. Jadi, setiap data dalam pembelajar dasar dihasilkan secara independen. Teknik ini memanfaatkan independensi antar pembelajar dasar. Kesalahan yang dibuat oleh satu model berbeda dari kesalahan yang ditemukan pada model independen lainnya, sehingga model ensemble dapat menghitung rata-rata kesalahan.

$$\text{Rumus rata-rata MSE} = \frac{\sum(x_i - p_i)^2}{n}$$

Model Boosting Tree memberikan nilai hasil Precision = 88%, Recall = 84%, skor F-1 = 87%. Hasil identifikasi Ensemble Learning dengan pemodelan Bagging diperoleh nilai RMSE 0,23, identifikasi model Boosting menunjukkan RMSE = 0,10. Pada penelitian ini, teknik bagging untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dapat meningkatkan ketepatan menilai kemiripan klasifikasi dataset. Peningkatan Transformasikan model dengan ketepatan menilai kemiripan rendah menjadi model ansambel yang tangguh. Bagging digunakan untuk melatih tidak banyak model secara paralel sehingga setiap model dilatih pada subset data pelatihan yang dibuat dengan bootstrap sampling.

Metode Ensemble memperhitungkan sejumlah besar model dan membuat rata-rata model tersebut untuk menghasilkan satu model akhir yang menerapkan regresi. Confusion Matrix menghasilkan informasi keakuratan klasifikasi pada kelas yang dibuat berbeda, dipergunakan untuk mengevaluasi kinerja Pengukuran kinerja untuk masalah klasifikasi ditampilkan Confusion Matrix.

Tabel 4. Evaluasi Pembelajaran *Ensemble*

Model	Accuracy	Precision	Recall	F-1 score
Bagging Tree	90%	89%	89%	88%
Boosting Tree	92%	88%	84%	87%
Regeression Linier	91%	87%	88%	90%
Optimizable <i>Ensemble</i>	91%	89%	83%	89%

Presisi memberikan penjelasan mengenai keakuratan data yang masuk ke dalam model dan hasil prediksi yang diberikan oleh model. Recall memberikan penjelasan tentang keberhasilan model. Skor F-1 menjelaskan hasil rasio rata-rata tertimbang Precision dan Recall. Evaluasi dengan menentukan tingkat ketepatan menilai kemiripan hasil klasifikasi pemodelan.pada Ensemble Learning melalui nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) menunjukkan apabila nilai RMSE semakin kecil, maka dapat disimpulkan nilai hasil diprediksi yang dihasilkan semakin mendekati ketepatan. Model (pengklasifikasi) yang sama diterapkan pada setiap kumpulan data pelatihan ini dan menghasilkan prediksi masing-masing.

4. KESIMPULAN

Metode Optimizable Ensemble dalam pembelajaran mesin meningkatkan ketepatan menilai kemiripan identifikasi keterlambatan motorik dengan mengurangi bias dan variasi. Pada Bagging dilakukan pelatihan masing-masing pada model yang menjadi contoh diskrit aktif dari kumpulan data pelatihan yang sama. Melalui pemodelan klasifikasi, tingkat positif palsu atau negatif palsu dapat dikurangi. Dari model klasifikasi yang dibangun dapat dibandingkan tingkat ketepatan menilai kemiripan masing-masing model. Model Bagging Tree menunjukkan nilai Accuracy 90%. Model Boosting Tree menunjukkan nilai Accuracy 92%. Pemodelan *Optimizable Ensemble* menunjukkan nilai Accuracy 91%. Keakuratan pengklasifikasi dasar dapat ditingkatkan dengan menerapkan metode ansambel pada algoritme pembelajaran mesin lainnya sehingga dapat meningkatkan hasil deteksi pergerakan bayi dengan efektif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan Terima kasih disampaikan kepada LPPM STMIK Pelita Nusantara.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. S. Farida Mayar, "Pentingnya Mengembangkan Fisik Motorik Anak Sejak Dini," *Block Caving – A Viable Altern.*, vol. 21, no. 1, pp. 1–9, 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.02.027%0Ahttps://www.golder.com/insights/block-caving-a-viable-alternative/%0A???>
- [2] F. Baharuddin and A. Tjahyanto, "Peningkatan Performa Klasifikasi Machine Learning Melalui Perbandingan Metode Machine Learning dan Peningkatan Dataset," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 1, pp. 25–31, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i1.1337.
- [3] A. R. Manga, A. N. Handayani, H. W. Herwanto, R. A. Asmara, Y. I. Sulistya, and K. Kasmira, "Analysis of the

- Ensemble Method Classifier's Performance on Handwritten Arabic Characters Dataset," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 1, pp. 186–192, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i1.1357.186-192.
- [4] W. I. Rahayu, C. Prianto, and E. A. Novia, "Perbandingan Algoritma K-Means dan Naive Bayes untuk Memprediksi Prioritas Pembayaran Tagihan Rumah Sakit Berdasarkan Tingkat Kepentingan pada PT. Pertamina (Persero)," *J. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 2, pp. 1–8, 2021.
- [5] U. Indahyanti, N. L. Azizah, and H. Setiawan, "Pendekatan Ensemble Learning Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Kinerja Akademik Mahasiswa," *J. Sains dan Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 160–169, 2022, doi: 10.34128/jsi.v8i2.459.
- [6] M. K. Hasan, M. A. Alam, D. Das, E. Hossain, and M. Hasan, "Diabetes prediction using ensembling of different machine learning classifiers," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 76516–76531, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2989857.
- [7] E. Daniati and H. Utama, "Analisis Sentimen Dengan Pendekatan Ensemble Learning Dan Word Embedding Pada Twitter," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 4, no. 2, pp. 125–131, 2023, doi: 10.24076/joism.2023v4i2.973.
- [8] B. Sunarko *et al.*, "Penerapan Stacking Ensemble Learning untuk Klasifikasi Efek Kesehatan Akibat Pencemaran Udara," *Edu Komputika J.*, vol. 10, no. 1, pp. 55–63, 2023, doi: 10.15294/edukomputika.v10i1.72080.
- [9] A. Septiana *et al.*, "DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITTER X TERHADAP," vol. 8, no. 1, pp. 323–330, 2024.
- [10] R. B. Wiranata and A. Djunaidy, "Optimasi Hyper-Parameter Berbasis Algoritma Genetika Pada Ensemble Learning Untuk Prediksi Saham Yang Mempertimbangkan Indikator Teknikal & Sentimen Berita," *JATISI J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 1442–1456, 2021.
- [11] S. Wahyuni Kalumbang, "Perbandingan Regresi Logistik, Klasifikasi Naive Bayes, Dan Random Forest (Comparison the Logistic Regression, Naive Bayes Classification, and Random Forest)," *J. Mat. Thales*, vol. 03, no. 02, pp. 1–13, 2021.
- [12] D. N. Muhammadiyah, H. A. E. Nugraha, V. R. S. Nastiti, and C. S. K. Aditya, "Students Final Academic Score Prediction Using Boosting Regression Algorithms," *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, vol. 10, no. 1, p. 154, 2024, doi: 10.26555/jiteki.v10i1.28352.
- [13] W. Nurazijah, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "Analisis Dampak Nilai K Optimal Terhadap Akurasi Pada Data Balita Puskesmas Cipaku," *JIKA (Jurnal Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 197–203, 2024.
- [14] M. L. Mu'tashim and A. Zaidiah, "Klasifikasi Ketepatan Lama Studi Mahasiswa Dengan Algoritma Random Forest Dan Gradient Boosting (Studi Kasus Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta)," *Semin. Nas. Mhs. Bid. Ilmu Komput. dan Apl.*, vol. 4, no. 1, pp. 155–166, 2023.
- [15] A. A. Khan, O. Chaudhari, and R. Chandra, "A review of ensemble learning and data augmentation models for class imbalanced problems: Combination, implementation and evaluation," *Expert Syst. Appl.*, vol. 244, no. November 2023, p. 122778, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2023.122778.
- [16] Y. Resti, C. Irsan, J. F. Latif, I. Yani, and N. R. Dewi, "A Bootstrap-Aggregating in Random Forest Model for Classification of Corn Plant Diseases and Pests," *Sci. Technol. Indones.*, vol. 8, no. 2, pp. 288–297, 2023, doi: 10.26554/sti.2023.8.2.288-297.
- [17] P. Akurasi *et al.*, "Enhancing Prediction Accuracy of New Student Program Selection Through Decision Tree Algorithm Optimization," vol. 15, no. 1, pp. 15–25, 2024.