ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

IMPLEMENTASI METODE *HYBRID DEEP NEURAL NETWORK* DAN *NAIVE BAYES* DALAM KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA

Angelika Gloria Sinaga, Margaretha Yohanna✉, Arina Prima Silalahi
Teknik Informatika, Universitas Methodist Indonesia, Medan, Indonesia
Email: yohanna.na2@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp663-671

ABSTRACT

Breast cancer is one of the diseases with a high mortality rate among women, particularly when it is not detected at an early stage. Therefore, accurate and efficient classification methods are needed to support data-based diagnosis. This study aims to classify breast cancer using a hybrid approach that combines Deep Neural Network (DNN) and Naive Bayes on the Wisconsin Breast Cancer Dataset (WBCD). The novelty of this study lies in utilizing DNN as a feature extractor to generate latent feature representations before the classification process using Naive Bayes, distinguishing it from the direct use of Naive Bayes on the original features. This approach aims to reduce the influence of feature correlations and improve data representation quality in a relatively small dataset. The dataset consists of 569 samples with 30 numerical features and two labels, namely benign and malignant. The research stages include data preprocessing, DNN training using backpropagation, feature extraction from the hidden layer, and classification using Naive Bayes. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score, and compared with Naive Bayes without feature extraction and Random Forest as baseline methods. The results on 114 test samples showed that the hybrid DNN–Naive Bayes model achieved an accuracy of 97.37%, precision of 98.59%, recall of 97.22%, and F1-score of 97.90%. The comparison results showed that the hybrid model achieved higher accuracy, precision, and F1-score than both baseline methods, while its recall was equal to that of Random Forest and higher than that of Naive Bayes. Practically, this approach can serve as an alternative for developing data-based breast cancer classification models by utilizing feature representations extracted by DNN before the classification process.

Keyword: Breast Cancer, Deep Neural Network, Naive Bayes, Classification, Wisconsin Breast Cancer Dataset.

ABSTRAK

Kanker payudara adalah salah satu penyakit dengan kasus kematian yang tinggi pada perempuan, terutama apabila tidak dideteksi sejak awal. Oleh sebab itu, dibutuhkan metode klasifikasi yang akurat dan efisien untuk membantu proses diagnosis berbasis data klinis. Penelitian ini bermaksud untuk mengklasifikasikan penyakit kanker payudara menggunakan pendekatan hybrid yang mengombinasikan Deep Neural Network (DNN) dan Naive Bayes pada Wisconsin Breast Cancer Dataset (WBCD). Kebaruan penelitian ini terletak pada pemanfaatan DNN sebagai feature extractor yang menghasilkan representasi fitur laten sebelum proses klasifikasi menggunakan Naive Bayes, sehingga berbeda dari penggunaan Naive Bayes secara langsung pada fitur asli. Pendekatan ini bertujuan mengurangi pengaruh korelasi antar fitur sehingga meningkatkan kualitas representasi data pada dataset berukuran kecil. Dataset yang dipakai berisi 569 data terdiri dari 30 fitur numerik dan dua label, yaitu benign (jinak) dan malignant (ganas). Tahapan penelitian terbagi menjadi prapemrosesan data, pelatihan DNN menggunakan backpropagation, ekstraksi fitur dari hidden layer, serta klasifikasi menggunakan Naive Bayes. Kinerja model dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta dibandingkan dengan Naive Bayes tanpa ekstraksi fitur dan Random Forest sebagai metode baseline. Hasil pengujian terhadap 114 data uji menunjukkan bahwa model hybrid DNN dan Naive Bayes menghasilkan accuracy sebesar 97,37%, precision sebesar 98,59%, recall sebesar 97,22%, dan F1-score sebesar 97,90%. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model hybrid memperoleh accuracy, precision, dan F1-score lebih tinggi dibandingkan kedua metode baseline, sedangkan nilai recall sama dengan Random Forest dan lebih tinggi dibandingkan Naive Bayes. Secara praktis, pendekatan ini dapat menjadi alternatif dalam membangun model klasifikasi kanker payudara berbasis data dengan memanfaatkan representasi fitur hasil ekstraksi DNN sebelum proses klasifikasi.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Kata Kunci: Kanker Payudara, Deep Neural Network, Naive Bayes, Klasifikasi, Wisconsin Breast Cancer Dataset.

PENDAHULUAN

Kanker termasuk salah satu penyakit yang berkontribusi besar terhadap angka kematian di tingkat global (Hero, 2021). Dari berbagai jenis kanker, kanker payudara menjadi sorotan utama khususnya pada kelompok perempuan karena persentasenya yang tinggi telah berdampak signifikan terhadap angka kematian. Tingginya angka kematian umumnya disebabkan oleh keterlambatan diagnosis, ini disebabkan oleh fakta bahwa kaum wanita masih kurang memahami tentang kanker payudara untuk menghindari serangan dan mendeteksi sejak dini. (Sipayung et al., 2022), sehingga diperlukan metode klasifikasi yang mampu membantu proses deteksi dini secara akurat dan efisien. Dalam praktik medis, diagnosis kanker payudara dilakukan melalui pemeriksaan seperti mammografi dan biopsi yang membutuhkan waktu serta ketelitian tinggi, sehingga berpotensi menimbulkan ketidakkonsistenan dalam penilaian.

Seiring perkembangan teknologi, *machine learning* dan *deep learning* banyak dimanfaatkan untuk membantu proses diagnosis berbasis data. Karena memiliki 30 fitur yang menunjukkan karakteristik sel, dataset kanker payudara WBCD menjadi dataset yang seringkali dipakai untuk penelitian klasifikasi kanker payudara. (Ayuningtyas et al., 2023), namun ukuran dataset yang relatif kecil ini menjadi tantangan dalam pengembangan model klasifikasi, karena berpotensi menyebabkan model tidak mampu melakukan generalisasi dengan baik.

Pada studi yang dilakukan oleh (Tanti et al., 2024) menunjukkan kemampuan algoritma *Naive Bayes* menyediakan kinerja yang baik pada data medis dengan ukuran kecil, namun *Naive Bayes* memiliki kekurangan berupa asumsi bahwa independensi fitur, di mana setiap fitur dinilai tidak saling bergantung satu sama lain. Pada data medis, asumsi ini sering kali tidak terpenuhi karena banyak fitur memiliki korelasi yang kuat, seperti hubungan antara ukuran, perimeter, dan area sel.

Metode *Deep Neural Network (DNN)* di sisi lain merupakan algoritma pengajaran mendalam berbasis jaringan saraf yang memiliki kemampuan untuk membuat keputusan. (Rizky & Pramuntadi, 2024). *Deep Neural Network (DNN)* sering digunakan karena keunggulannya dalam mempelajari pola kompleks dan melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui arsitektur berlapis (*multi-layer architecture*). Pada penelitian yang dilakukan oleh (Yahya & Ramdhani, 2023) *Deep Neural Network (DNN*) digunakan sebagai feature extractor untuk mengekstraksi pola-pola umum yang relevan dalam membedakan antar kelas. Proses ekstraksi fitur ini dilakukan secara otomatis melalui arsitektur berlapis, sehingga mampu menangkap hubungan nonlinier dan kompleks pada data. Berdasarkan kedua penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan *hybrid* dengan memanfaatkan DNN sebagai *feature extractor* sebelum proses klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*. Pendekatan ini menjadi pembeda dari penggunaan *Naive Bayes* secara langsung pada fitur asli, karena representasi data yang menjadi masukan klasifikasi terlebih dahulu diperoleh melalui ekstraksi fitur menggunakan DNN.

Sebagai pembanding untuk mengevaluasi kinerja model yang diusulkan, penelitian ini juga menerapkan dua algoritma klasifikasi konvensional, yaitu *Random Forest* dan *Naive Bayes*, tanpa melibatkan proses ekstraksi fitur menggunakan *Deep Neural Network* (DNN). Penggunaan kedua metode tersebut dimaksudkan untuk membentuk model *baseline* yang dapat digunakan sebagai acuan dalam menilai sejauh mana pendekatan hybrid yang diusulkan mampu memberikan peningkatan kinerja klasifikasi. *Random Forest* dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data dengan jumlah fitur yang relatif besar, mampu memodelkan hubungan nonlinier antarvariabel, serta dapat mengurangi risiko *overfitting* melalui mekanisme *ensemble* yang menggabungkan keputusan dari sejumlah pohon keputusan.

Setiap pohon dibangun berdasarkan subset data dan fitur yang berbeda, kemudian hasil klasifikasi akhir ditentukan berdasarkan agregasi prediksi dari seluruh pohon, sehingga model cenderung memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan penggunaan satu pohon keputusan tunggal. Sementara itu, *Naive Bayes* digunakan sebagai model pembanding yang relatif sederhana dan memiliki kompleksitas komputasi yang rendah. Pada penelitian ini, *Naive Bayes* diterapkan secara langsung terhadap fitur awal tanpa melalui tahapan ekstraksi fitur berbasis DNN. Pendekatan tersebut bertujuan untuk mengetahui secara lebih jelas kontribusi DNN sebagai *feature extractor* dalam menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif dan diskriminatif terhadap proses klasifikasi. Dengan demikian, peningkatan performa yang diperoleh model hybrid dapat dianalisis tidak hanya berdasarkan kemampuan algoritma klasifikasi yang digunakan, tetapi juga berdasarkan pengaruh proses

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

pembelajaran representasi fitur oleh DNN. Seluruh model, baik model hybrid yang diusulkan maupun model *Random Forest* dan *Naive Bayes* sebagai *baseline*, dievaluasi menggunakan dataset, pembagian data, tahapan prapemrosesan, serta skenario pengujian yang sama. Penggunaan kondisi eksperimen yang seragam tersebut bertujuan untuk menjaga konsistensi dan keadilan proses evaluasi, sehingga perbedaan nilai akurasi maupun metrik evaluasi lainnya dapat lebih merepresentasikan perbedaan kemampuan masing-masing metode. Melalui pendekatan perbandingan ini, penelitian dapat memberikan penilaian yang lebih objektif mengenai efektivitas penggunaan DNN sebagai mekanisme ekstraksi fitur sekaligus menunjukkan keunggulan atau keterbatasan model hybrid yang diusulkan dibandingkan metode klasifikasi konvensional.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengevaluasi pendekatan *hybrid* yang mengombinasikan *Deep Neural Network (DNN)* sebagai ekstraktor fitur dan *Naive Bayes* sebagai algoritma klasifikasi pada WBCD. Kontribusi penelitian ini adalah mengevaluasi pemanfaatan representasi fitur hasil ekstraksi DNN sebagai masukan bagi *Naive Bayes* untuk klasifikasi kanker payudara pada dataset berukuran kecil, serta membandingkan kinerjanya dengan *Naive Bayes* tanpa ekstraksi fitur dan *Random Forest*. Pendekatan tersebut diharapkan dapat memberikan alternatif metode klasifikasi dengan performa yang baik pada WBCD.

TINJAUAN PUSTAKA

Machine Learning

Dalam bidang *artificial* intelligence, *machine learning* dimanfaatkan untuk mempelajari pola dari data dan menerapkannya pada berbagai tugas, seperti klasifikasi dan prediksi (Muntiari & Hanif, 2022). *Supervised Learning, Unsupervised Learning,* dan *Reinforcement Learning* adalah tiga paradigma utama yang dipakai untuk pengenalan pola (Nurhalizah & Ardianto, 2024).

Supervised Learning

Supervised Learning atau pembelajaran terbimbing adalah salah satu metode dalam *Machine Learning* di mana sistem belajar dari data dengan label atau contoh jawaban yang benar. Model dilatih dengan cara mencocokkan input data dengan label yang diberikan, sehingga ia dapat mempelajari hubungan di antara keduanya. Setelah proses pelatihan selesai, model dapat digunakan untuk menentukan label pada data baru, misalnya untuk membedakan apakah suatu penyakit kanker tergolong jinak atau ganas. Klasifikasi dan regresi cocok menggunakan metode *supervised learning* (Vincent Angkasa, 2022).

Klasifikasi

Salah satu bentuk *suppervised learning* yang memungkinkan model menentukan kategori data baru berdasarkan informasi yang dipelajari selama proses pelatihan. Oleh karena itu, memberi instruksi kepada fungsi yang menentukan kategori setiap atribut berdasarkan kelas yang telah tersedia, yang dikenal sebagai klasifikasi (Oktafiani et al., 2023). Dalam penelitian ini, klasifikasi digunakan untuk membedakan sampel kanker payudara menjadi kategori jinak dan ganas berdasarkan fitur yang terdapat pada *Wisconsin Breast Cancer Dataset.*

Deep Neural Network

Dalam penerapan *deep learning*, DNN menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan untuk menghasilkan keputusan berdasarkan pola yang dipelajari dari data (Oktafiani et al., 2023). *Deep Neural Network (DNN)* adalah jaringan saraf tiruan yang memiliki lebih dari satu lapisan tersembunyi yang terletak pada struktur jaringan antara bagian masukan dengan keluaran. Penelitian ini menggunakan dua lapisan tersembunyi, yang dapat mempelajari pola dari data secara bertahap dari yang sederhana hingga pola yang lebih kompleks. Setiap lapisan dalam DNN terdiri dari sejumla0h neuron tertentu yang membangun koneksi dengan neuron di lapisan sebelumnya dan berikutnya melalui bobot dan dapat disesuaikan yang dapat dimodifikasi sepanjang fase pelatihan (Danestiara & Abdillah, 2022). Fungsi aktivasi digunakan pada *output* setiap neuron untuk memastikan sinyal mana yang ditransmisikan ke lapisan berikutnya.

Naïve Bayes

Naive Bayes dapat diterapkan sebagai cara pengelompokkan yang bekerja dengan pendekatan peluang untuk memperkirakan kelas dari suatu data. Algoritma ini merupakan algoritma yang efektif dalam membuat keputusan dalam masalah klasifikasi. Pada tahun 1950, *Naive bayes* diambil dari nama pencetusnya yaitu Thomas Bayes (Anggraini, 2023). Pada dasarnya, teori itu mengatakan bahwa kita dapat memprediksi untuk menentukan prediksi di masa mendatang dengan mengacu pada informasi yang telah tersedia sebelumnya. Algoritma ini menggunakan pendekatan statistik sederhana dan prinsip *probabilitas*, dengan asumsi bahwa antar kelas tidak memiliki ketergantungan.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Random Forest

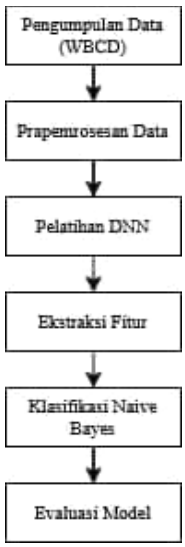
Random Forest merupakan algoritma *ensemble learning* yang memanfaatkan sejumlah *decision tree* untuk menghasilkan prediksi akhir. Masing-masing pohon dilatih dengan bagian data dan fitur yang berbeda, lalu prediksi yang dihasilkan oleh seluruh pohon digunakan untuk menentukan kelas akhir. Pendekatan ini dapat digunakan untuk menangani data dengan jumlah fitur yang relatif banyak dan mengurangi ketergantungan terhadap satu pohon keputusan. Dalam penelitian ini, *Random Forest* digunakan sebagai salah satu model pembanding untuk mengevaluasi kinerja model *hybrid DNN–Naive Bayes.*

Evaluasi Model

Evaluasi pengukuran bertujuan untuk mengukur kinerja yang dapat dicapai oleh sistem (Hutapea & Silalahi, 2023). Metode confusion matrix digunakan untuk menilai kasus klasifikasi. T*rue positive, false positive, true negative* dan *false negative* merupakan bagian dari *confusion matrix*. Ada empat parameter persentase nilai yang dipakai yakni *accuracy, precision, recall,* dan *F1-score* (Atimi & Pratama, 2022).

METODE PENELITIAN

Metode eksperimen digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan kanker payudara dengan metode hybrid *Deep Neural Network (DNN)* dan *Naive Bayes*. DNN digunakan sebagai ekstraksi fitur untuk menghasilkan representasi data yang lebih informatif, sedangkan *Naive Bayes* digunakan sebagai algoritma klasifikasi akhir. Tahapan penelitian dapat diamati pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan *Wisconsin Breast Cancer Dataset (WBCD)* dari *UCI Machine Learning Repository*. Dataset ini memuat informasi klinis yang dihitung berdasarkan citra digital *Fine Needle Aspirate (FNA)* dari massa payudara, yang mencakup 569 sampel data dengan 32 fitur data mentah. Variabel target dalam dataset ini adalah diagnosis yang terbagi menjadi dua kelas, yaitu *Malignant* (Ganas) dan *Benign* (Jinak). Sampel data *Wisconsin Breast Cancer Dataset (WBCD)* dapat diamati pada Tabel 1.

Tabel 1. Sampel Data WBCD

No	ID	*Diagnosis*	*Radius mean*	...	*Fractal dimension worst*
1	842302	M	1799	...	1189
2	842517	M	2057	...	8902
3	84300903	M	1969	...	8758
4	84348301	M	1142	...	173
5	84358402	M	2029	...	7678
...	...	...	...	...	...
569	92751	B	776	...	7039

Prapemrosesan Data

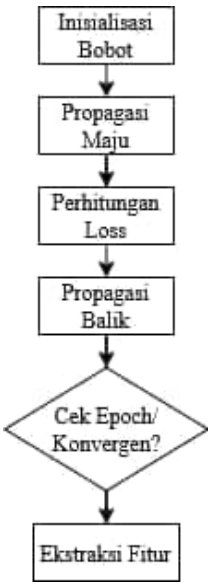
Prapemrosesan (*preprocessing*) data merupakan tahapan awal yang dilakukan sebelum data digunakan dalam proses analisis atau pemodelan [7], dengan tujuan memastikan kualitas data agar layak digunakan serta meminimalkan potensi kesalahan pada proses pembelajaran model. Tahapan ini mencakup *data cleaning*, normalisasi data, dan pembagian data. Pada bagian *data cleaning*, diterapkan penanganan terhadap nilai yang hilang (*missing values*) serta penghapusan fitur yang tidak relevan, seperti ID pasien, yang tidak berkontribusi dalam proses klasifikasi, kemudian kolom *Diagnosis* diubah dari bentuk teks menjadi numerik, yaitu benign = 0 dan malignant = 1. Normalisasi data kemudian diterapkan dengan memanfaatkan *Min-Max Scaler* untuk mentransformasikan semua atribut numerik ke skala [0,1], sehingga skala antar fitur menjadi seragam dan tidak ada fitur yang mendominasi proses pembelajaran model. Tahap akhir adalah pembagian data (data splitting). Untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas pada kedua himpunan data, metode sampel stratified digunakan untuk membagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Dataset direpresentasikan dalam dua komponen, yaitu X sebagai kumpulan fitur yang berperan sebagai variabel masukan pada proses pelatihan model, dan Y sebagai target yang menunjukkan kategori setiap data dalam klasifikasi, sehingga keseluruhan tahapan prapemrosesan ini diharapkan mampu menghasilkan data yang berkualitas dan mendukung kinerja model secara optimal.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Pelatihan DNN

Tahapan pelatihan *Deep Neural Network* dimulai dari proses inisialisasi hingga menyimpan hasil ekstraksi fitur. Penelitian ini menggunakan dua lapisan tersembunyi, yang dapat mempelajari pola dari data secara bertahap seiring bertambahnya kedalaman jaringan. Arsitektur dua *hidden layer* dipilih karena dataset WBCD hanya terdiri atas 569 sampel sehingga penggunaan jaringan yang terlalu dalam berpotensi menyebabkan *overfitting*. Setiap lapisan dalam DNN terdiri dari sejumlah neuron tertentu yang membangun koneksi dengan neuron di lapisan sebelumnya dan berikutnya melalui bobot yang dapat disesuaikan sepanjang fase pelatihan (Danestiara & Abdillah, 2022). Pada penelitian ini masing-masing *hidden layer* menggunakan 16 dan 8 neuron. Jumlah neuron 16 dan 8 dipilih untuk menghasilkan representasi fitur yang cukup kaya namun tetap menjaga kompleksitas model. Untuk mempercepat konvergensi dan meminimalkan terjadinya *vanishing gradient* dengan menerapkan fungsi aktivasi ReLU pada lapisan tersembunyi tersembunyi (Niken Puspitasari, Kristiawan Nugroho, 2023). Fungsi aktivasi digunakan pada *output* setiap neuron untuk memastikan sinyal mana yang ditransmisikan ke lapisan berikutnya. Alur kerja pelatihan DNN dapat diamati pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Kerja DNN

Pelatihan *Deep Neural Network (DNN)* dimulai dengan inisialisasi bobot, yaitu pemberian nilai awal pada parameter jaringan sebelum pelatihan dilakukan. Inisialisasi yang tepat diperlukan untuk menjaga kestabilan proses pembelajaran dan mempercepat konvergensi model. Dalam penelitian ini digunakan pendekatan inisialisasi yang sesuai dengan fungsi aktivasi ReLU, sehingga mampu mendukung proses pelatihan yang lebih optimal.

Selanjutnya dilakukan propagasi maju *(forward propagation),* di mana data input dialirkan dari lapisan input menuju lapisan tersembunyi hingga lapisan output. Nilai input untuk setiap neuron dikalikan dengan bobot dan kemudian dijumlahkan dengan bias, kemudian hasilnya dilewatkan ke fungsi aktivasi ReLU. Proses ini menghasilkan keluaran sementara yang merepresentasikan prediksi model berdasarkan parameter yang dimiliki pada saat itu.

Setelah diperoleh hasil prediksi, dilakukan perhitungan nilai *loss* untuk mengukur tingkat kesalahan antara output model dengan label sebenarnya. Fungsi *loss* yang digunakan berperan sebagai indikator kinerja model selama proses pelatihan. Nilai *loss* yang tinggi menunjukkan bahwa prediksi model masih jauh dari target yang diharapkan, sehingga diperlukan penyesuaian parameter jaringan.

Penyesuaian parameter dilakukan melalui proses propagasi balik (*backpropagation*), yaitu dengan menghitung gradien kesalahan terhadap setiap bobot dan bias dalam jaringan. Nilai gradien tersebut kemudian digunakan untuk memperbarui parameter secara iteratif menggunakan metode optimasi seperti gradient descent, dengan tujuan meminimalkan nilai *loss*.

Proses pelatihan berlangsung secara berulang hingga memenuhi kriteria penghentian, yaitu ketika jumlah *epoch* maksimum tercapai atau model telah mencapai kondisi konvergen. Pelatihan model dibatasi hingga 100 *epoch* sebagai jumlah iterasi maksimal. Jumlah *epoch* 100 diperoleh melalui beberapa percobaan awal hingga model menunjukkan konvergensi tanpa peningkatan performa yang signifikan. Jika kondisi tersebut belum terpenuhi, maka proses pelatihan akan kembali ke tahap propagasi maju untuk melanjutkan iterasi berikutnya. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan ekstraksi fitur dari hidden layer terakhir. Fitur yang dihasilkan merupakan representasi laten dari data yang telah dipelajari oleh DNN. Representasi ini kemudian digunakan sebagai input untuk algoritma Naive Bayes pada tahap klasifikasi, sehingga DNN berfungsi sebagai *feature extractor* dan bukan sebagai *classifier* akhir.

Klasifikasi *Naive Bayes*

Selanjutnya klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan metode *Naive Bayes* dan fitur yang dihasilkan dari DNN digunakan sebagai *input*. Dalam tahapan ini, algoritma *Gaussian Naive Bayes* diinisialisasi untuk mempelajari distribusi probabilitas

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

dari fitur-fitur baru tersebut lalu mengklasifikasikannya ke kelas jinak atau ganas.

Evaluasi Model

Evaluasi pengukuran bertujuan untuk mengukur kinerja yang dapat dicapai oleh sistem (Hutapea & Silalahi, 2023). Proses evaluasi pada kasus klasfikasi menggunakan metode *confusion matrix. Confusion matrix* terdiri dari *true positive, false positive, true negative* dan *false negative*. Adapun beberapa paramater persentase nilai yang dipakai yaitu *accuracy, precision, recall,* dan *f1-score* (Atimi & Pratama, 2022). *Precision, Accuracy, Recall,* dan *F1-score* dihitung dengan memanfaatkan nilai *confusion matrix.*

Selain model *hybrid DNN–Naive Bayes*, penelitian ini juga melakukan pengujian menggunakan *Naive Bayes* tanpa ekstraksi fitur DNN dan *Random Forest* sebagai model pembanding. Ketiga model menggunakan dataset yang sama, skema pengujian yang sama, serta indikator evaluasi yang seragam.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian didapat dari pengujian model *hybrid Deep Neural Network (DNN)* sebagai *feature extractor* dan *Naive Bayes* sebagai algoritma klasifikasi. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji dengan metrik *accuracy, precision, recall,* dan *F1-score.* Hasil prapemrosesan data ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Prapemrosesan Data

No	*Radius mean*	...	*Fractal dimension worst*	*Diagnosis*
1	0,1741	...	0,1180	0
2	0,2004	...	0,8917	0
3	0,1914	...	0,8773	0
4	0,1071	...	0,0161	0
5	0,1975	...	0,7689	0
...	...	...	...	...
569	0,0699	...	0,7048	1

Data hasil prapemrosesan yang telah melalui proses *cleaning*, normalisasi, dan pembagian data selanjutnya digunakan sebagai input pada tahap pelatihan model *Deep Neural Network (DNN)* untuk menghasilkan fitur laten. Fitur laten DNN dapat diamati pada tabel 3.

Tabel 3. Fitur Laten

No	Fitur 1	Fitur 2	...	Fitur 8	Diagnosis
1	5,9572	5,0731	...	3,7806	0
2	5,1307	4,8380	...	3,6306	1
3	5,4576	4,1546	...	3,4020	0
4	5,5421	4,5278	...	3,5418	1
5	7,4316	5,8365	...	4,6222	0
...	...	...	...	...	...
569	6,9523	4,4094	...	4,1505	1

Fitur tersebut kemudian digunakan oleh algoritma *Naive Bayes* dalam proses klasifikasi. Hasil klasifikasi disajikan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi

No	Fitur 1	...	Fitur 8	Label Asli	Label Prediksi
1	0	...	0,2606	0	0
2	0	...	1,7071	1	1
3	0	...	0,9007	0	1
4	0	...	1,2550	1	0
5	0	...	0,8480	0	0
...	...	...	...	...	
114	0	...	1,5646	1	1

Hasil klasifikasi per data disajikan dalam bentuk tabel yang memuat fitur hasil ekstraksi dari *Deep Neural Network (DNN),* label asli, serta label prediksi yang didapat dari algoritma *Naive Bayes*. Fitur yang ditampilkan pada tabel merupakan representasi laten yang diperoleh dari hidden layer terakhir DNN, yang terdiri dari delapan fitur utama.

Setiap baris pada tabel merepresentasikan satu data uji yang digunakan dalam proses evaluasi model klasifikasi. Kolom Fitur 1 hingga Fitur 8 menunjukkan nilai-nilai fitur yang diperoleh dari proses ekstraksi fitur, yang selanjutnya digunakan sebagai representasi karakteristik utama dari setiap data sebelum memasuki tahap klasifikasi. Sementara itu, kolom Label Asli menunjukkan kelas sebenarnya (*ground truth*) dari masing-masing data, sedangkan kolom Label Prediksi menunjukkan kelas yang dihasilkan oleh model berdasarkan pola fitur yang telah dipelajari pada tahap pelatihan. Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada tabel, dapat diketahui bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar, yang ditunjukkan oleh kesesuaian antara Label Asli dan Label Prediksi.

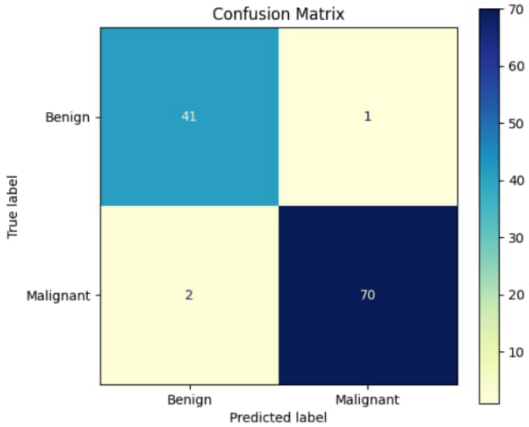
Oleh karena itu, keberadaan data yang salah diklasifikasikan perlu dianalisis lebih lanjut untuk mengetahui pola kesalahan yang terjadi serta kelas-kelas yang paling sulit dibedakan oleh model. Analisis tersebut selanjutnya dapat didukung melalui penggunaan confusion matrix dan metrik evaluasi seperti *accuracy, precision, recall*, dan *F1-score*, sehingga kinerja model tidak hanya dinilai berdasarkan

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

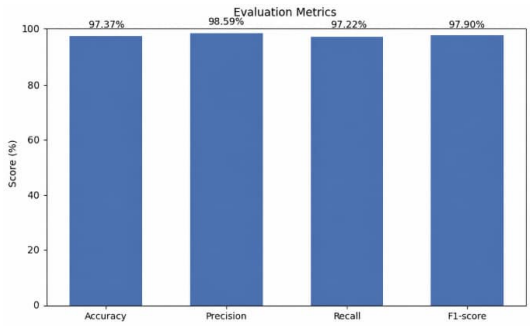
ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

jumlah prediksi yang benar, tetapi juga berdasarkan kemampuannya dalam mengenali setiap kelas secara lebih menyeluruh.

Untuk mendapatkan gambaran yang jelas mengenai kinerja model DNN dan *Naive Bayes* secara keseluruhan, hasil klasifikasi tersebut selanjutnya dianalisis menggunakan *confusion matrix* serta metrik evaluasi seperti *accuracy, precision, recall,* dan *F1-score*. *Confusion matrix* dapat diamati pada Gambar 3, sedangkan grafik pengujian kinerja model tampilkan pada Gambar 4.



Gambar 3. *Confusion Matrix* DNN dan *Naive Bayes*



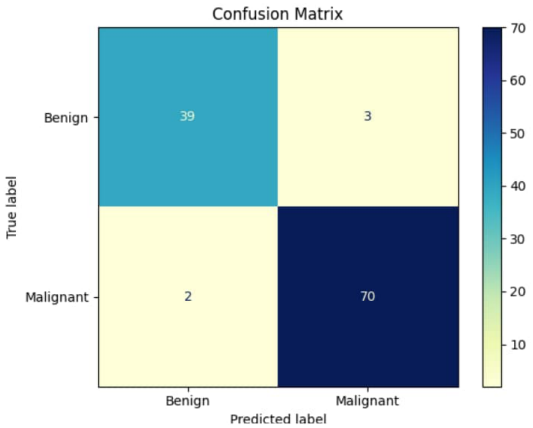
Gambar 4. Grafik Pengujian Kinerja Model DNN dan *Naive Bayes*

Menurut hasil tes, model *hybrid Deep Neural Network (DNN)* dan *Naive Bayes* menghasilkan tingkat *accuracy* 97,37%, *precision* 98,59%, *recall* 97,22%, dan *F1-score* 97,90%. Tingkat akurasi yang tinggi mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan mayoritas data secara tepat.

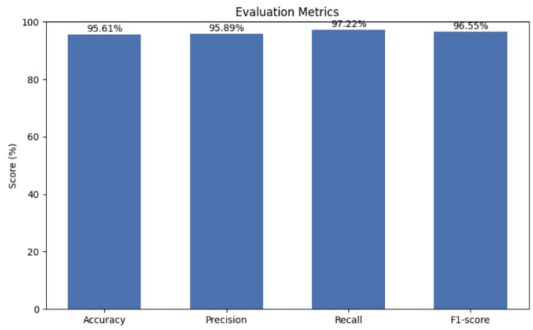
Hasil confusion matrix memperlihatkan bahwa 41 data termasuk ke dalam kategori *true negative*, sedangkan 70 data tergolong *true positive*. Sementara itu, sebanyak 1 data teridentifikasi sebagai *false positive*, yaitu sampel kelas negatif yang dikategorikan sebagai positif, sedangkan 2 data lainnya merupakan *false negative*, yaitu sampel kelas positif yang dikategorikan sebagai negatif.

Nilai *precision* yang mencapai 98,59% menandakan bahwa tingginya ketepatan model ketika menetapkan suatu data sebagai kelas positif, dengan sebagian besar prediksi positif sesuai dengan kelas sebenarnya. Sementara itu nilai *recall* 97,22% menandakan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar data *malignant*, meskipun masih terdapat 2 kasus *false negative*. Model mengimbangi precision dan recall dengan nilai F1-score 97,90%, hal ini menandakan keseimbangan yang tinggi antara kemampuan model dalam menghasilkan prediksi positif yang tepat dan mendeteksi kelas *malignant.*

Pada penelitian ini juga dilakukan perbandingan dengan *Random Forest* dan *Naive Bayes* sebagai metode *baseline. Confusion matrix* algoritma *Random Forest* disajikan pada Gambar 6, sedangkan pengujian kinerja model ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 5. *Confusion Matrix Random Forest*



Gambar 6. Grafik Pengujian Kinerja Model *Random Forest*

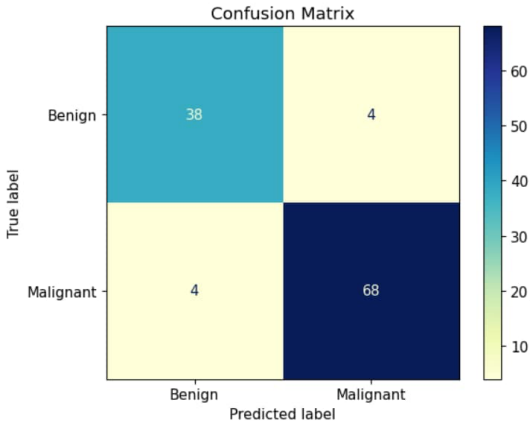
Sebagai metode *baseline* pertama, *Random Forest* menghasilkan *accuracy* 95,61%, *precision* 95,89%, *recall* 97,22%, dan *F1-score* 96,55%. Berdasarkan *confusion matrix*, model mengklasifikasikan 39 data *benign* dan 70 data *malignant* dengan benar. Sementara itu, ada 3 data *benign* yang diprediksi sebagai *malignant* (*false positive*) dan 2 data *malignant* yang diprediksi sebagai

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

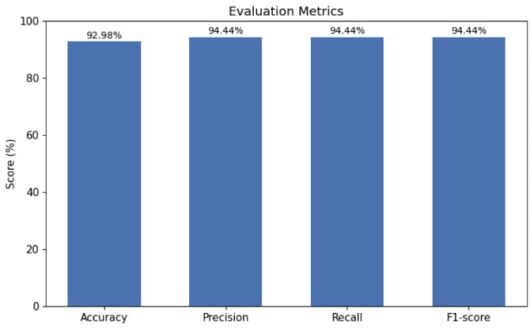
ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

benign (*false negative*). Nilai *recall* sebesar 97,22% menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu mendeteksi sebagian besar data *malignant*, meskipun masih terdapat dua data yang tidak teridentifikasi dengan benar.

Untuk algoritma *Naive Bayes* tanpa ekstraksi fitur DNN, *Confusion matrix* dapat diamati pada Gambar 8 sedangkan pengujian kinerja model ditampilkan pada Gambar 9.



Gambar 7. *Confusion Matrix Naive Bayes*



Gambar 8. Grafik Pengujian Kinerja Model *Naive Bayes*

Sebagai metode *baseline* kedua, *Naive Bayes* tanpa ekstraksi fitur DNN menghasilkan *accuracy* 92,98%, *precision* 94,44%, *recall* 94,44%, dan *F1-score* 94,44%. Berdasarkan *confusion matrix*, sebanyak 38 data *benign* dan 68 data *malignant* berhasil diklasifikasikan dengan benar. Pada hasil pengujian, sebanyak 4 sampel *benign* mengalami salah klasifikasi menjadi *malignant*, sementara 4 sampel *malignant* dikategorikan sebagai *benign*. Pengujian menemukan bahwa *Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan data dengan cukup baik menggunakan fitur asli, namun kinerjanya masih berada di bawah *Random Forest* dalam hal jumlah kesalahan klasifikasi.

Perbandingan hasil pengujian antara model *hybrid DNN* dan *Naive Bayes* dan kedua metode *baseline* disajikan pada Tabel 5.

Tabe. 5. Tabel Perbandingan 3 metode

Metode	*Accuracy*	*Precision*	*Recall*	F1-score
Random Forest	95,61%	95,89%	97,22%	96,55%
Naïve Bayes	92,98%	94,44%	94,44%	94,44%
DNN & Naïve Bayes	97,37%	98,59%	97,22%	97,90%

Berdasarkan Tabel 5, model hybrid DNN dan Naive Bayes memperoleh kinerja tertinggi dibandingkan kedua metode baseline. Model hybrid menghasilkan accuracy sebesar 97,37%, lebih tinggi dibandingkan Random Forest sebesar 95,61% dan Naive Bayes sebesar 92,98%. Pada precision, model hybrid juga memperoleh nilai tertinggi sebesar 98,59%, dibandingkan Random Forest sebesar 95,89% dan Naive Bayes sebesar 94,44%. Sementara itu, nilai recall model hybrid sebesar 97,22% sama dengan Random Forest dan lebih tinggi dibandingkan Naive Bayes sebesar 94,44%. Nilai F1-score model hybrid sebesar 97,90% juga merupakan yang tertinggi, dibandingkan Random Forest sebesar 96,55% dan Naive Bayes sebesar 94,44%.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan DNN sebagai *feature extractor* memberikan peningkatan kinerja ketika fitur hasil ekstraksi digunakan sebagai masukan bagi *Naive Bayes*. Hal ini terlihat dari peningkatan *accuracy* sebesar 4,39 poin persentase dibandingkan *Naive Bayes* tanpa ekstraksi fitur DNN. Selain itu, model *hybrid* menghasilkan *precision* dan *F1-score* yang lebih tinggi dibandingkan kedua *baseline*, sedangkan *recall* yang setara dengan *Random Forest* menunjukkan bahwa model *hybrid* mampu mempertahankan kemampuan deteksi terhadap kelas *malignant* sekaligus menghasilkan prediksi positif yang lebih tepat.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, pendekatan *hybrid Deep Neural Network (DNN)* sebagai *feature extractor* dan *Naive Bayes* sebagai algoritma klasifikasi memberikan hasil yang baik dalam membedakan kelas pada WBCD. Dari 114 data uji, model menghasilkan *accuracy* sebesar 97,37%, *precision* sebesar 98,59%, *recall* sebesar 97,22%, dan *F1-score* sebesar 97,90%. Hasil perbandingan dengan metode *baseline*, yaitu *Naive Bayes* tanpa ekstraksi fitur dan *Random Forest*, menunjukkan bahwa model *hybrid* DNN dan Naive *Bayes* menghasilkan kinerja yang lebih tinggi pada *accuracy, precision,* dan *F1-score*, sedangkan nilai

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

recall sama dengan *Random Forest* dan lebih tinggi dibandingkan *Naive Bayes*.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan DNN sebagai *feature extractor* berpotensi meningkatkan kinerja *Naive Bayes* melalui pemanfaatan representasi fitur laten sebelum proses klasifikasi. Dengan demikian, pendekatan *hybrid DNN* dan *Naive Bayes* dapat menjadi salah satu alternatif dalam klasifikasi kanker payudara pada dataset WBCD berukuran relatif kecil. Namun, penelitian ini masih terbatas pada penggunaan satu dataset dan satu skenario pembagian data, sehingga penelitian selanjutnya dapat memperkuat validasi melalui penggunaan dataset lain dan skenario pengujian yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

Anggraini, R. A. (2023). Algoritma Naïve Bayes Dengan Backward Elimination Pada Dataset Breast Cancer. *Jurnal Kajian Ilmiah*, *23*(1), 87–94. https://doi.org/10.31599/tzsb5v61

Atimi, R. L., & Pratama, E. E. (2022). Implementasi Model Klasifikasi Sentimen Pada Review Produk Lazada Indonesia. *Jurnal Sains Dan Informatika*, *8*(1), 88–96. https://doi.org/10.34128/jsi.v8i1.419

Ayuningtyas, P., Rahmawati, R., & Miftahusalam, A. (2023). Comparison of Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Classification of Breast Cancer. *Journal of Computer Engineering, Electronics and Information Technology (COELITE)*, *2*(2), 89–98. https://doi.org/10.17509/coelite.v2i2.59717

Danestiara, V. R., & Abdillah, M. S. (2022). Deep Neural Network untuk Klasifikasi Influenza Venia. *In Search – Informatic, Science, Entrepreneur, Applied Art, Research, Humanism*, *21*(2), 288–292. https://doi.org/10.37278/insearch.v21i2.956

Hero, S. K. (2021). Faktor Risiko Kanker Payudara. *Jurnal Medika Hutama*, *03*(01), 3–8.

Hutapea, M. I., & Silalahi, A. P. (2023). Moderna's Vaccine Using the K-Nearest Neighbor (KNN) Method: An Analysis of Community Sentiment on Twitter. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA*, *9*(5), 3808–3814. https://doi.org/10.29303/jppipa.v9i5.3203

Muntiari, N. R., & Hanif, K. H. (2022). Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Perbandingan Algoritma Machine Learning. *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi*, *3*(1), 1–6. https://doi.org/10.35960/ikomti.v3i1.766

Niken Puspitasari, Kristiawan Nugroho, K. H. (2023). Usability of Brain Tumor Detection Using the DNN (Deep Neural Network) Method Based on Medical Image on DICOM. *Journal of Computing Engineering, System and Science*, *8*(1), 1–14. https://doi.org/10.24114/cess.v8i2.48727

Nurhalizah, R. S., & Ardianto, R. (2024). Analisis Supervised dan Unsupervised Learning pada Machine Learning: Systematic Literature Review. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika (JIKI)*, *4*(1), 61–72. https://doi.org/10.54082/jiki.168

Oktafiani, R., Hermawan, A., & Avianto, D. (2023). Pengaruh Komposisi Split Data Terhadap Performa Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Machine Learning. *Jurnali Sainsi Dan IInformatika*, *9*(1), 19–28. https://doi.org/10.34128/jsi.v9i1.622

Rizky, M., & Pramuntadi, A. (2024). Implementation of Deep Neural Network Method on Classification of Type 2 Diabetes Mellitus Disease Implementasi Metode Deep Neural Network pada Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus Tipe 2. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, *4*(3), 1043–1050. https://doi.org/10.57152/malcom.v4i3.1279

Sipayung, I. D., Lumbanraja, S., & Fitria, A. (2022). Analisa Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kanker Payudara (Ca Mammae) di RSUD dr Pirngadi Medan Tahun 2020. *Journal of Healtcare Technology and Medicine*, *8*(1), 468–476. https://doi.org/10.33143/jhtm.v8i1.2031

Tanti, L., Riza, B. S., Thanri, Y. Y., & Panjaitan, N. (2024). Model Klasifikasi Penyakit Kanker Naive Bayes. *IT Journal*, *12*(2), 1–12. https://www.doi.org/10.22303/it.1.1.2021.01-10

Vincent, A., & Pangaribuan, J. J. (2022). Komparasi Tingkat Akurasi Random Forest dan KNN untuk Mendiagnosis Penyakit Kanker Payudara. *Journal Information System Development (ISD)*, *7*(1), 34–41.

Yahya, H. Z., & Ramdhani, Y. (2023). Klasifikasi Bumbu Dapur Pasar Menggunakan Metode Deep Neural Network Berbasis Android. *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, *6*(1), 19–33. https://doi.org/10.32672/jnkti.v6i1.5569

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.