

Pemanfaatan Multi-Layer Perceptron (MLP) untuk Deteksi Kanker

Fahrul Firmansyah^{a,1}, Anggraini Puspita Sari^{a,2*}, Sugiarto^{a,3}

^aInformatika, UPN "Veteran" Jawa Timur, Jl.Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Indonesia

¹ffirmansyah3576@gmail.com*; ²anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id; ³sugiarto@upnjatim.ac.id

* Penulis Koresponden

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2025-05-15

Diperbaiki 2025-06-03

Diterima 2025-07-14

Kata Kunci

Deteksi Dini, Jaringan Saraf Tiruan, Kanker, Kecerdasan Buatan, Pengenalan Pola

ABSTRAK

Kanker merupakan salah satu penyakit mematikan di dunia. Hal ini disebabkan karena pasien sering kali tidak menyadari adanya kanker pada tubuhnya, sehingga penanganan kanker menjadi terlambat dan kanker menjadi ganas. Dibutuhkan adanya diagnosa dini kanker pada wanita karena mayoritas pasien kanker merupakan wanita. Salah satu patokan yang dapat digunakan untuk mendiagnosa kanker adalah anti-mullerian hormone dengan tentunya diiringi barometer lain seperti gaya hidup, BMI, dan lain-lain. Diagnosa dini dapat memanfaatkan algoritma Multi-Layer Perceptron (MLP) sebagai salah satu teknologi yang saat ini sedang berkembang pesat. Dengan memanfaatkan algoritma MLP didapatkan akurasi sebesar 84% pada latihan dan pada data uji dengan nilai rasio antara data latihan dan data uji 65:35.

ABSTRACT

Keyword

Artificial Neural Networks, Artificial Intelligence, Cancer, Early Detection, , Pattern Recognition

Cancer is one of the deadliest diseases in the world. This is because patients often do not realize the presence of cancer in their bodies, leading to delayed treatment and the cancer becoming aggressive. Early diagnosis of cancer in women is necessary since the majority of cancer patients are women. One of the markers that can be used to diagnose cancer is the anti-Mullerian hormone, accompanied by other indicators such as lifestyle, BMI, and others. Early diagnosis can utilize the Multi-Layer Perceptron (MLP) algorithm, which is currently a rapidly developing technology. By using the MLP algorithm, an accuracy of 84% is achieved on the training data and test data, with a training-to-testing data ratio of 65:35.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. Pendahuluan

Kanker merupakan salah satu penyakit yang sangat berbahaya, karena resiko kematian dari pasien pengidap penyakit ini sangat tinggi. Berdasarkan data *World Health Organization* (WHO) pada tahun 2020, kanker merupakan penyebab kematian tertinggi di seluruh dunia dengan angka hampir 10 juta kematian, ini berarti kanker menjadi penyebab kematian 1 dari 6 kasus kematian. Kanker menjadi mematikan karena sering kali pasien kanker tidak menyadari bahwa terdapat penyakit mematikan tersebut dalam tubuhnya hingga penyakit tersebut menjadi ganas dan sulit disembuhkan [1].

Terdapat beberapa jenis kanker mulai dari kanker payudara, kanker paru-paru, hingga kanker darah. Untuk kanker prostat didominasi oleh pria, namun untuk jenis kanker lainnya didominasi oleh perempuan seperti kanker payudara yang menjadi kanker dengan jumlah pengidap terbanyak di dunia. Bahkan diprediksi pada tahun 2035 bahwa jumlah pria yang mengidap penyakit kanker akan berkurang melihat perkembangan jumlah kanker pada pria tiap tahun, namun untuk wanita hal tersebut berbanding terbalik karena tiap tahunnya jumlah pasien kanker wanita terus berkembang tiap tahunnya [2].

Ada beberapa cara dalam penanganan kanker, namun yang paling efektif adalah penanganan secara preventif atau pencegahan [3]. Terdapat beberapa cara dalam pencegahan kanker seperti menjaga gaya hidup yang sehat, menghindari makanan yang memperbesar resiko terkena kanker, hingga menghindari paparan bahan kimia berbahaya [3]. Selain itu, dapat memanfaatkan teknologi dalam diagnosis dini penyakit kanker sehingga kanker yang belum menganas dapat ditangani dengan baik [3].

Salah satu teknologi yang dapat dimanfaatkan sebagai alat diagnosis dini adalah *machine learning*. *Machine Learning* merupakan bidang yang mempelajari bagaimana membuat komputer mampu mempelajari suatu hal tanpa pengkodean secara eksplisit, pada bidang ini komputer akan disodorkan kumpulan data untuk dipelajari polanya sehingga dapat melakukan suatu tugas tanpa instruksi secara langsung dari manusia. Telah banyak algoritma *machine learning* yang berkembang saat ini dan yang paling terkenal adalah multi-layer perceptron (MLP) [4]. Multi-layer perceptron merupakan algoritma *machine learning* yang mengadopsi bagaimana kerja otak manusia.

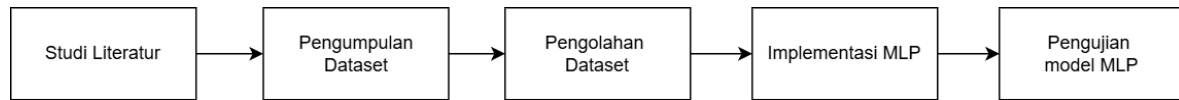
Dalam pemanfaatan *machine learning* untuk menyelesaikan tugas tertentu, dibutuhkan kumpulan data yang memiliki kualitas tinggi. Kualitas dari sebuah data bisa ditinjau dari korelasinya terhadap masalah yang dihadapi. Data dengan fitur-fitur yang berkorelasi terhadap masalah yang dihadapi akan membuat model *machine learning* dapat bekerja optimal dalam menyelesaikan masalah. Pada konteks deteksi dini kanker terdapat fitur-fitur yang bisa digunakan seperti gaya hidup, usia pertama kali haid, dan umur. Selain itu, terdapat juga sebuah hormone yang memiliki korelasi dengan resiko kanker pada wanita yaitu *Anti-Mullerian Hormone* (AMH) [5]. Wanita kanker memiliki tingkat AMH yang cenderung lebih rendah daripada wanita normal [5]. Sehingga bersama dengan fitur-fitur lain tingkat AMH dapat dimanfaatkan sebagai fitur dalam diagnosa dini kanker pada wanita.

Dengan memanfaatkan MLP untuk melakukan diagnosa dini kanker pada wanita, diharapkan penanganan pasien kanker terjadi sebelum kanker menjadi ganas dan angka kematian kanker pada wanita dapat menurun dari tahun ke tahun.

2. Metode

Penelitian dilakukan melewati beberapa tahapan mulai dari studi literatur, pengumpulan dataset, pengolahan dataset, implementasi MLP, hingga pengujian model MLP. Tahapan-tahapan

tersebut perlu dilakukan agar nantinya penelitian dapat memberikan *output* yang maksimal. Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian mulai dari studi literatur, pengumpulan dataset, pengolahan dataset, implementasi MLP, hingga pengujian model MLP. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Metode Penelitian

1. Studi Literatur

Dalam melakukan penelitian dibutuhkan pemahaman yang mendalam mengenai mengenai materi-materi yang akan diteliti, sehingga studi literatur dibutuhkan agar menghasilkan penelitian yang komprehensif. Sumber-sumber ilmiah yang terkait akan dikumpulkan dan didalami secara seksama. Sehingga penelitian benar-benar memberikan sebuah *output* yang dapat dimanfaatkan secara optimal dalam melakukan deteksi kanker pada wanita.

2. Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan pada penelitian merupakan data yang dikumpulkan oleh Harzif AK, dkk. yang dibahas pada penelitian dengan judul “Anti-Mullerian hormone levels in female cancer patients of reproductive age in Indonesia: A cross-sectional study” yang membahas korelasi antara *anti-mullerian hormone* dengan kanker pada wanita di Indonesia. Pengumpulan data dibagi menjadi 2 pengumpulan data dimana pengumpulan pertama merupakan pengambilan 44 data untuk wanita tidak kanker yang dikumpulkan pada Klinik Kesuburan di Rumah Sakit Umum Dr. Cipto Mangunkusumo, Jakarta dari Januari 2008 dan Desember 2010. Untuk pengumpulan kedua dilakukan pada 3 tempat berbeda yaitu obstetri dan poliklinik ginekologi, Poliklinik Hematologi Onkologi Rumah Sakit Cipto Mangunkusumo, dan Poliklinik dan Unit Rawat Inap Obstetri dan Ginekologi Rumah Sakit Kanker Dharmais dari Mei 2015 hingga Desember 2017, dari ketiga tempat tersebut diambil 44 data wanita kanker. Sehingga total data memiliki 88 sampel dengan 44 data merupakan data untuk wanita kanker dan 44 data untuk wanita tidak kanker [6].

3. Implementasi MLP

Multi-layer perceptron (MLP) merupakan algoritma yang mengadopsi bagaimana otak manusia bekerja. Pada otak manusia terdapat banyak *neuron* yang saling bertukar informasi dalam menyelesaikan suatu tugas tertentu, cara kerja *neuron* inilah yang kemudian diadopsi pada algoritma MLP. Pada algoritma ini akan dibentuk *neuron-neuron* yang akan saling bertukar informasi sehingga menghasilkan sebuah *output* yang dapat menjadi solusi dari permasalahan yang dihadapi. Algoritma ini umumnya digunakan untuk menyelesaikan masalah *supervised learning*, dimana data yang digunakan untuk melatih model telah memiliki label atau kelas tertentu, pola dari data yang digunakan untuk latihan akan digunakan oleh model dalam melakukan klasifikasi pada data yang belum pernah dilihat [7].

Neuron merupakan komponen yang saling bertukar informasi di otak, sedangkan pada algoritma MLP komponen yang saling bertukar informasi disebut sebagai perceptron. Namun seringkali penggunaan terminologi *neuron* pada implementasi MLP mengacu pada perceptron sebagai komponen yang bertukar informasi.

Tiap perceptron memiliki 5 bagian utama yaitu input, bobot, bias, fungsi aktivasi, dan output. Pada perceptron data akan diolah sehingga menjadi lebih informatif pada saat digunakan sebagai output. Pada perceptron juga terdapat perhitungan yang akan menghasilkan *weighted input*, perhitungan tersebut menggunakan persamaan 1 [8].

$$z = w \cdot x + b \quad (1)$$

dimana,

z = *weighted input*

b = bias

w = bobot

Setelah *weighted input* dihitung, nilai *weighted input* akan dimasukkan ke fungsi aktivasi yang digunakan, terdapat beberapa jenis fungsi aktivasi yang umumnya digunakan seperti ReLU, Sigmoid, dan Softmax. Fungsi aktivasi ReLU umumnya digunakan pada hidden layer model MLP, fungsi ini memiliki kemampuan merubah data input menjadi lebih simple dengan merubah *range* dari data input, keluaran dari fungsi aktivasi ReLU memiliki rentang $(0, \infty)$. Persamaan yang digunakan pada fungsi aktivasi ReLU dapat dilihat pada persamaan 2 [9].

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

Selain ReLU terdapat juga fungsi aktivasi lain yaitu Sigmoid. Sigmoid merupakan sebuah fungsi non-linear yang akan merubah nilai input ke dalam rentang $(0, 1)$. Umumnya fungsi ini digunakan pada output layer untuk permasalahan klasifikasi biner. Pada klasifikasi biner keluaran dari fungsi sigmoid akan diberikan sebuah batasan, jika nilai keluaran kurang dari 0,5 maka nilai tersebut akan digolongkan sebagai 0, sedangkan jika nilai keluaran lebih dari atau sama dengan 0,5 maka nilai tersebut akan digolongkan sebagai 1 [10]. Persamaan yang digunakan pada fungsi aktivasi ini dapat dilihat pada persamaan 3 [9].

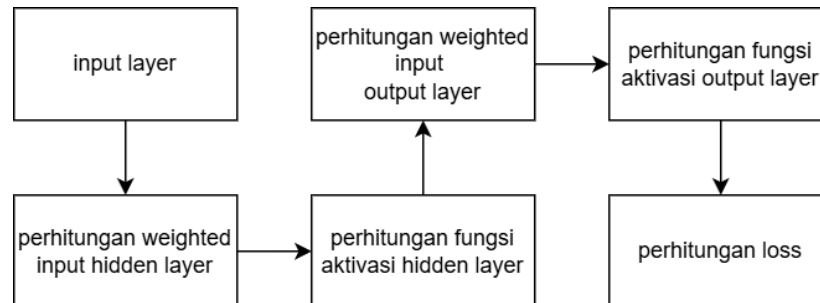
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3)$$

Secara garis besar alur implementasi MLP terbagi menjadi 2 yaitu *forward propagation* dan *backward propagation*. *Forward propagation* merupakan alur untuk memproses nilai input melalui hidden layer dan bermuara di output layer. Pada proses *forward propagation* setiap perceptron pada hidden dan output layer akan melakukan perhitungan *weighted input* dan fungsi aktivasi [8]. Pada akhir proses *forward propagation* terdapat perhitungan loss dari prediksi yang model lakukan, untuk permasalahan biner loss yang dapat digunakan adalah *Binary Cross Entropy* (BCE), persamaan yang digunakan untuk BCE dapat dilihat pada persamaan 4 [9].

$$BCE = \frac{-1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i) \quad (4)$$

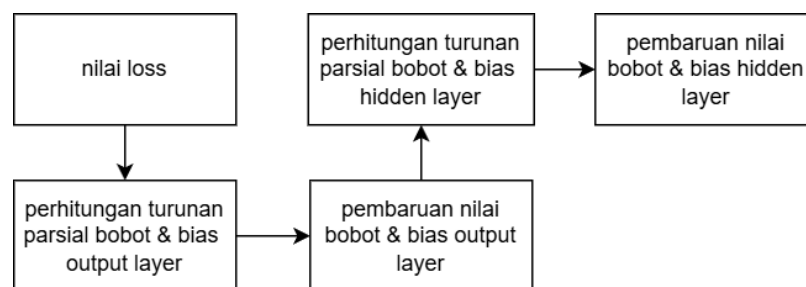
Alur implementasi forward propagation yang terperinci dan lengkap dapat ditemukan dalam Gambar 2, yang menggambarkan langkah-langkah detail dari proses

ini dalam jaringan neural. Proses dimulai dari lapisan masukan, di mana data awal atau fitur dimasukkan ke dalam jaringan, kemudian melalui serangkaian lapisan tersembunyi hidden layer di mana setiap neuron menghitung aktivasi berdasarkan bobotnya, hingga mencapai lapisan keluaran di mana hasil akhir atau prediksi dihasilkan [11].



Gambar 2. Alur Forward Propagation

Selain *forward propagation* terdapat proses *backward propagation*. *Backward propagation* merupakan sebuah proses pemberian *feedback* kepada seluruh bobot dan bias yang ada, pemberian *feedback* didasarkan pada performa model terhadap prediksi yang dilakukan, pada proses ini juga bobot dan bias akan diperbarui [8][12]. Alur implementasi ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Alur Backward Propagation

Pembaruan nilai bobot & bias hidden layer menggunakan sebuah teknik optimasi. Pada penelitian ini digunakan *adam optimizer* untuk metode pembaharuan bobot dan bias. *Adam optimizer* merupakan sebuah teknik optimasi yang memanfaatkan keunggulan dari Adagrad dan RMSprop, jadi terdapat 2 *moment estimate* pada teknik ini [13][14][15].

4. Pengujian Model MLP

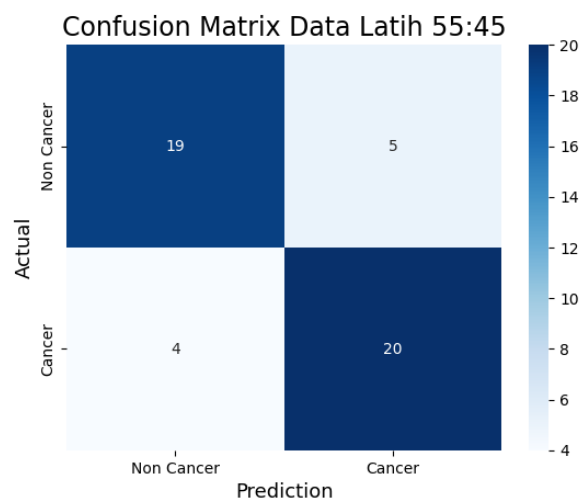
Pengujian model MLP dilakukan setelah implementasi dilaksanakan. Terdapat beberapa skenario yang dilakukan dalam menguji model yang dibangun. Model MLP yang diuji menggunakan nilai-nilai parameter yaitu learning rate sebesar 0,001, epoch sebanyak 25, beta 1 sebesar 0.9 dan beta 2 sebesar 0.999 serta pada nilai epsilon sebesar 1e-8. Model menggunakan 1 hidden layer dengan jumlah perceptron 32. Selain nilai-nilai tersebut yang digunakan untuk pengujian model MLP, terdapat parameter lainnya yang juga akan digunakan dalam pengujian model tersebut. Parameter tersebut yakni parameter split data dengan rasio 55:45, 65: 35, dan 75:25.

3. Hasil dan Analisis

Setelah model diuji, hasil analisis akan dievaluasi dan parameter terbaik akan dipilih berdasarkan tingkat akurasi yang didapat dalam memprediksi penyakit kanker. Pengujian ini krusial untuk memastikan model mampu bekerja optimal pada data baru dan belum pernah dilihat sebelumnya. Pengujian dilakukan dengan beberapa variasi rasio antara data latih dan data uji sebesar 55:45, 65:35, dan 75:25. Variasi rasio ini bertujuan untuk memahami bagaimana pembagian data memengaruhi kemampuan generalisasi dan kinerja prediksi model.

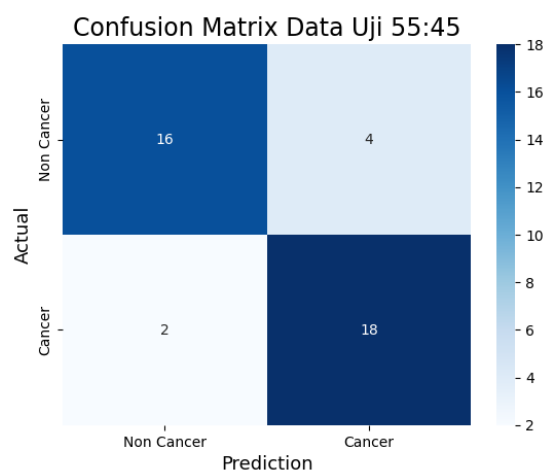
1. Hasil Pengujian 55:45

Rasio data latih dan data uji pertama yang diuji adalah 55:45. Menggunakan rasio data tersebut model MLP mendapatkan nilai akurasi sebesar 82% untuk data latih dan 86% untuk data uji. Gambar 4 merupakan hasil prediksi dari model MLP yang diuji menggunakan rasio data 60:40.



Gambar 4. Confusion Matrix Data Latih Model Rasio 55:45

Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa model berhasil memprediksi dengan tepat 39 data berdasarkan labelnya dari total 52 data yang ada, dimana 9 data lainnya masih diprediksi dengan tidak tepat oleh model. Sedangkan pada data uji model mendapatkan akurasi sebesar 86%. Hasil prediksi dari model pada data uji dapat dilihat pada Gambar 5.

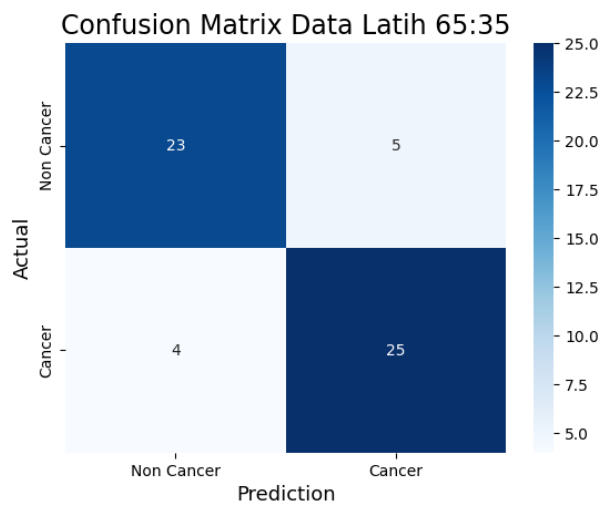


Gambar 5. Confusion Matrix Data Uji Model Rasio 55:45

Pada Gambar 5 dapat dilihat bahwa model berhasil memprediksi dengan tepat 34 data berdasarkan labelnya dari total 40 data yang ada dimana 18 data “Cancer” berhasil diprediksi dengan tepat sebagai “Cancer” dan 16 data “Non Cancer” diprediksi dengan tepat sebagai “Non Cancer”. Sedangkan 6 data lainnya masih salah diprediksi oleh model. Dimana 4 data yang seharusnya “Non Cancer” diprediksi sebagai “Cancer”, dan 2 data yang seharusnya “Cancer” diprediksi sebagai “Non Cancer”.

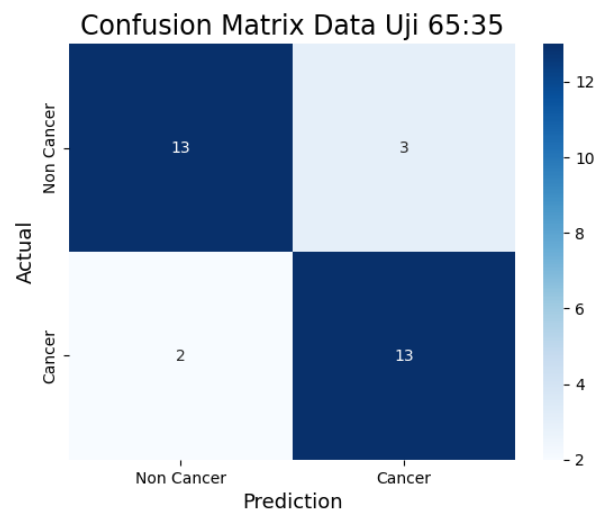
2. Hasil Pengujian 65:35

Nilai rasio data yang kedua yang diuji pada model adalah rasio data 65:35. Nilai akurasi yang didapat dari model pada data latih sebesar 84%, nilai akurasi tersebut juga didapat oleh model pada data uji. Prediksi model pada data latih dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Confusion Matrix Data Latih Model Rasio 65:35

Pada Gambar 5 dapat dilihat bahwa prediksi model telah tepat sesuai label sebanyak 48 total 57 data yang ada, dimana 9 data lainnya masih diprediksi dengan tidak tepat oleh model. Sedangkan pada data uji model mendapatkan akurasi sebesar 84%. Hasil prediksi dari model pada data uji dapat dilihat pada Gambar 7.

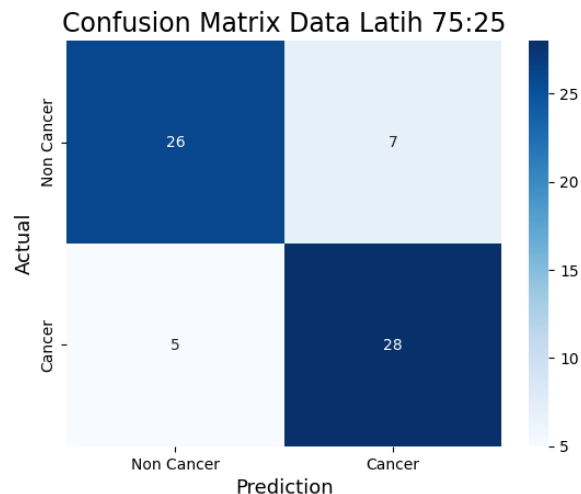


Gambar 6. Confusion Matrix Data Uji Model Rasio 65:35

Dari total 31 data yang ada pada data uji prediksi model pada 26 data telah tepat, namun 5 data sisanya model masih belum mampu memprediksi dengan tepat.

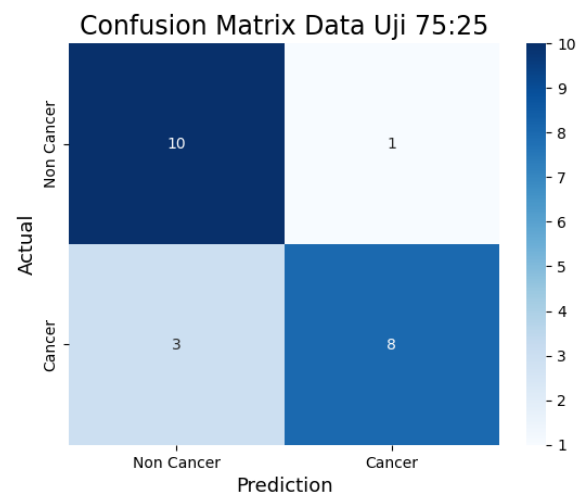
3. Hasil Pengujian 75:25

Nilai rasio data yang akan diuji ketiga adalah 75:25. Pada skenario ini nilai-nilai parameter yang digunakan oleh model tetap sama dengan skenario-skenario sebelumnya. Menggunakan rasio 75:25 model mendapatkan nilai akurasi pada data latih sebesar 82%, nilai tersebut juga didapat pada data uji. Hasil prediksi model pada data latih dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix Data Latih Model Rasio 75:25

Pada Gambar 7. dapat dilihat bahwa data latih model dengan rasio data 75:25 model memprediksi label 54 data dengan tepat dari 66 data pada data latih. Sedangkan 12 data latih masih belum diprediksi oleh model dengan tepat.



Gambar 8. Confusion Matrix Data Uji Model Rasio 75:25

Pada Gambar 8 dapat dilihat performa model pada data latih dengan rasio 75:25. Model dengan tepat memprediksi 18 data dari 22 data namun masih belum mampu dengan tepat memprediksi 4 data sisanya.

4. Analisis Pengujian

Hasil pengujian 3 skenario yang sebelumnya telah dilakukan akan dihimpun dan dianalisis. Nilai rasio data latih dan data uji yang memiliki nilai tertinggi akan dijadikan sebagai hasil pengujian. Rangkuman akurasi tiap skenario dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Rangkuman Hasil Pengujian

Rasio Data	Data Latih	Data Uji
55:45	82%	86%
65:45	84%	84%
75:25	82%	82%

Pada rasio data 55:45 model mendapatkan akurasi 86% pada data uji dan 82% pada data latih. Hal tersebut memberikan informasi bahwa model belum mempelajari pola pada data latih secara maksimal namun dapat memiliki performa yang cukup baik pada data uji, hal ini bisa terjadi karena data yang digunakan pada data latih merupakan data dengan nilai ekstrim sedangkan data yang terdapat pada data uji tidak cukup ekstrim sehingga model mudah dalam melakukan prediksi dengan tepat. Tingkat ekstremitas data uji yang kurang dikhawatirkan tidak dapat merepresentasikan keseluruhan data dengan baik, sehingga nilai akurasi cenderung bias.

Pada rasio data 65:35 model mendapatkan akurasi 84% pada data latih dan data uji. Keseimbangan nilai akurasi antara data latih dan data uji mengindikasikan bahwa tingkat ekstremitas dari data latih selaras dengan data uji. Sehingga pola yang dipelajari oleh model pada data latih juga memiliki performa yang selaras pada data uji. Tingkat ekstremitas yang selaras memberikan informasi bahwa data uji telah merepresentasikan data dengan baik.

Pada rasio data 75:25 model mendapatkan akurasi 82% baik pada data latih dan data uji. Seperti skenario 65:35, tingkat ekstremitas data latih dan data uji selaras, sehingga data latih dapat merepresentasikan pola yang ada pada data uji juga. Namun nilai akurasi pada uji skenario ini paling rendah dibandingkan skenario-skenario sebelumnya.

Dari 3 skenario yang dilakukan, rasio data 65:35 merupakan rasio yang paling ideal karena memiliki tingkat akurasi 84% baik pada data latih maupun data uji. Data latih berhasil memberikan pola yang juga ada pada data uji.

4. Simpulan

Algoritma MLP mendapatkan akurasi 84% baik pada data latih maupun data uji untuk rasio data 65:35 dengan hanya salah 9 prediksi dari total 57 data yang ada pada data latih dan hanya salah 5 prediksi dari total 31 data pada data uji. Sehingga rasio 65:35 dipilih sebagai rasio yang paling ideal untuk pemanfaatan algoritma MLP dalam mendeteksi kanker pada wanita. Untuk pengembangan lebih lanjut alangkah baiknya pengujian dilakukan menggunakan metode yang berbeda seperti SVM, KNN, ataupun kombinasi keduanya.

Referensi

- [1] D. Crosby *et al.*, "Early detection of cancer," *Science (1979)*, vol. 375, no. 6586, p. eaay9040, Feb. 2024, doi: 10.1126/science.aay9040.
- [2] G. Luo *et al.*, "Projections of Lung Cancer Incidence by 2035 in 40 Countries Worldwide: Population-Based Study," *JMIR Public Health Surveill*, vol. 9, p. e43651, 2023, doi: 10.2196/43651.
- [3] V. Di Donato, A. Giannini, and G. Bogani, "Recent Advances in Endometrial Cancer Management," *J Clin Med*, vol. 12, no. 6, 2023, doi: 10.3390/jcm12062241.
- [4] M. Kokabi, M. N. Tahir, D. Singh, and M. Javanmard, "Advancing Healthcare: Synergizing Biosensors and Machine Learning for Early Cancer Diagnosis," *Biosensors (Basel)*, vol. 13, no. 9, 2023, doi: 10.3390/bios13090884.
- [5] S. R. Oh, S. Y. Choe, and Y. J. Cho, "Clinical application of serum anti-Müllerian hormone in women," *Clin Exp Reprod Med*, vol. 46, no. 2, pp. 50–59, Jun. 2019, doi: 10.5653/cerm.2019.46.2.50.
- [6] A. Kemal, "Dataset: Anti-Mullerian hormone levels in female cancer patients of reproductive age in Indonesia: A cross-sectional study," Jan. 27, 2020.
- [7] S. R. Dubey, S. K. Singh, and B. B. Chaudhuri, "Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark," *Neurocomputing*, vol. 503, pp. 92–108, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.06.111>.
- [8] J. Abellán-García, "Four-layer perceptron approach for strength prediction of UHPC," *Constr Build Mater*, vol. 256, p. 119465, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.119465>.
- [9] A. D. Rasamoelina, F. Adjailia, and P. Sinčák, "A Review of Activation Function for Artificial Neural Network," in *2020 IEEE 18th World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMII)*, 2020, pp. 281–286. doi: 10.1109/SAMII48414.2020.9108717.
- [10] A. Sari, H. Suzuki, T. Kitajima, T. Yasuno, and D. Prasetya, "Prediction Model Of Wind Speed And Direction Using Deep Neural Network," *JEEMecs (Journal of Electrical Engineering, Mechatronic and Computer Science)*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2020, doi: 10.26905/jeemecs.v3i1.3946.
- [11] P.-J. Chiang, "Adaptive penalty method with an Adam optimizer for enhanced convergence in optical waveguide mode solvers," *Opt. Express*, vol. 31, no. 17, pp. 28065–28077, Aug. 2023, doi: 10.1364/OE.495855.
- [12] K. Namdar, M. A. Haider, and F. Khalvati, "A Modified AUC for Training Convolutional Neural Networks: Taking Confidence Into Account," *Front Artif Intell*, vol. 4, Nov. 2021, doi: 10.3389/frai.2021.582928.
- [13] Wibisono Gunawan and Hermawan Arief, "Faktor-Faktor Penentu Gejala Penyakit Kanker Payudara Dengan Pendekatan Jaringan Saraf Tiruan," *JASIEK*, vol. 1, pp. 1–6, Jun. 2019.
- [14] Y. Yu and Y. Zhang, "Multi-layer Perceptron Trainability Explained via Variability," May 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2105.08911>
- [15] Batlayeri T, Subairi S, Arifuddin R, Rianu BM. Exploring 3D Convolutional Neural Network Models for Alzheimer's Disease Classification Based on 3D MRI Images. *ENERGY: Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Teknik*. 2025 Nov 30;15(2):213-26.



Fahrul Firmansyah memperoleh gelar Sarjana Teknik Informatika dari Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur pada tahun 2024. Ia merupakan peneliti dan praktisi di bidang machine learning dan deep learning. Minat risetnya mencakup computer vision, natural language processing, dan penerapan AI untuk solusi permasalahan nyata.

Alamat Email: ffirmansyah3576@gmail.com



Anggraini Puspita Sari memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T.) dan Magister Teknik (M.T.) dari Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia, masing-masing pada tahun 2009 dan 2012. Ia meraih gelar Doktor (Dr. Eng.) dari Tokushima University, Tokushima, Jepang, pada tahun 2021. Saat ini, ia menjabat sebagai Asisten Profesor di Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur, Surabaya, Indonesia. Minat risetnya saat ini mencakup peramalan, pembangkit listrik tenaga angin, kecerdasan buatan, mikroelektronika, dan teknik elektro. Ia merupakan anggota Forum Pendidikan Tinggi Teknik Elektro Indonesia (Fortei Indonesia), anggota Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), serta anggota Persatuan Insinyur Indonesia (PII).

Alamat Email: anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id



Sugiarto, S.Kom., M.Kom. memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom.) dari Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur dan Magister Komputer (M.Kom.) dari STMIK Eresha. Saat ini, ia menjabat sebagai Koordinator Program Studi Bisnis Digital di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia. Minat risetnya saat ini mencakup Sistem Informasi, Rekayasa Perangkat Lunak, Basis Data, Sains Data, Bisnis Digital, Pengembangan Game Edukasi dan Generasi Konten Prosedural, Pembelajaran Mesin dan Klasifikasi Data, Sistem Informasi Geografis (GIS), Visi Komputer (khususnya deteksi emosi wajah), dan Analisis Algoritma.

Alamat Email: sugiarto.if@upnjatim.ac.id