

KLASIFIKASI KANKER SERVIKS MENGGUNAKAN METODE EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)

Siti Nur Aisah^{*}, Moh Hafiyusholeh, Nurissaidah Ulinuha

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya

E-mail Korespondensi : aisahsitinur866@gmail.com

History Artikel

Diterima : 18 Juli 2022 Disetujui : 26 September 2022 Dipublikasikan : 14 Oktober 2022

Abstract

Cervical cancer is a cancer that occurs in the female reproductive organs. Cervical cancer occurs when cells in the cervix turn into cancer cells. The main cause of cervical cancer is the Human Papilloma Virus (HPV) which is transmitted through sexual contact. HPV is a group of viruses that commonly infect the reproductive tract of sexually active men and women. This study utilizes Artificial Intelligence technology to identify the level of piety automatically using the Extreme Learning Machine (ELM) method to assess cervical cancer sufferers from an early age. As well as as a guideline for the classification of cervical cancer patients. The results of the system that was built based on data with Kfold 3 parameters on 400 neurons resulted in 83.3% accuracy, 84% sensitivity, and 80% specificity. While the highest average accuracy is 73.22% using Kfold 4. For the overall average of the experiment is 72.46%.

Keywords: *Classification, Cervical Cancer, ELM*

Abstrak

Kanker serviks merupakan salah satu penyakit kanker yang terjadi pada organ reproduksi wanita. Kanker serviks ini terjadi ketika sel-sel di leher rahim berubah menjadi sel kanker. Penyebab utama kanker serviks adalah Human Papilloma Virus (HPV) yang ditularkan melalui hubungan seksual. HPV adalah sekelompok virus yang umumnya menginfeksi saluran reproduksi pria dan wanita yang aktif secara seksual. Penelitian ini memanfaatkan teknologi *Artificial Intelligence* untuk mengidentifikasi tingkat keshalehan secara otomatis menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) demi menilai penderita kanker serviks sejak dini. Serta sebagai pedoman untuk klasifikasi tingkat penderita kanker serviks. Hasil dari sistem yang dibangun berdasarkan data dengan parameter Kfold 3 pada neuron 400 menghasilkan akurasi 83,3%, Sensitivity 84%, serta specificity sebesar 80%. Sedangkan akurasi rata-rata tertinggi sebesar 73,22% dengan menggunakan Kfold 4. Untuk rata-rata keseluruhan percobaan yaitu 72,46%.

Kata Kunci: *Klasifikasi, Kanker Serviks, ELM*

How to Cite: S. N. Aisah (2022). Klasifikasi Kanker Serviks Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM). KOMPUTEK : Jurnal Teknik Universitas Muhammadiyah Ponorogo Vol 6 (2): Halaman 68-75

© 2022 Universitas Muhammadiyah Ponorogo. All rights reserved

ISSN 2614-0985 (Print)

ISSN 2614-0977 (Online)

PENDAHULUAN

Kanker serviks merupakan salah satu penyakit kanker yang terjadi pada organ reproduksi wanita. Kanker serviks ini terjadi ketika sel-sel di leher rahim berubah menjadi sel kanker. Penyebab utama kanker serviks adalah Human Papilloma Virus (HPV) yang ditularkan melalui hubungan seksual. HPV adalah sekelompok virus yang umumnya menginfeksi saluran reproduksi pria dan wanita yang aktif secara seksual (Fuadah et al., 2020). Sistem kekebalan tubuh yang terkena HPV selalu dapat menangkal serangan virus ini, tetapi hanya untuk sebagian kecil wanita. Virus ini memiliki umur bertahun-tahun hingga mengubah sel-sel di permukaan leher rahim menjadi sel kanker (Arifin et al., 2021). WHO menyarankan bahwa setiap wanita dalam kelompok usia 30-49 tahun harus melakukan tes skrining setidaknya sekali seumur hidup mereka. Skrining dan deteksi dini kanker berkontribusi untuk menurunkan tingkat kematian di antara pasien kanker. Kanker serviks merupakan pembunuh kedua tersukses setelah kanker payudara pada wanita. Setiap tahun, ada sekitar 14.000 wanita didiagnosis menderita kanker serviks dan lebih dari 7.000 orang meninggal dunia akibat penyakit ini. Hal ini berarti dalam setiap satu jam, terdapat satu orang wanita yang meninggal dunia karena kanker serviks atau kanker rahim, dengan prevalensi dalam lima tahun sekitar 64,9 persen (Ghoneim et al., 2020).

Teknik untuk membantu menentukan solusi yang terbaik yaitu salah satunya menggunakan *decision making* atau pengambilan keputusan (Rijati et al., 2020). *Decision making* terdiri dari beberapa metode, salah satunya yaitu metode *neural network* (Yuan et al., 2020). Pada *neural network* juga terdapat dua jenis algoritma yang digunakan yakni *feed forward neural network* (FFNN) dan *feed backward neural network* (FBNN). Perbedaan dari keduanya yakni, FFNN merupakan metode *neural network* yang mengirimkan data atau inputan secara satu arah, yaitu melalui node input dan menjadi output pada node output (Lomuscio & Maganti, 2017). Sedangkan FBNN mengirimkannya secara dua arah, yaitu melalui node inputan ke node output dan kembali lagi ke node input (Rao & Reimherr, 2019). FBNN juga memiliki berbagai macam metode yaitu diantaranya, *recurrent neural network*, *adaptive neuro-fuzzy inference system*, dan *self-organizing map*, *backpropagation* (Naji et al., 2019). FFNN juga memiliki macam-

macam metode, yaitu *radial basis function neural network* dan *extreme learning machine (ELM)* (Hemeida et al., 2020).

Pada penelitian Parikh dkk mengembangkan sistem deteksi penyakit serviks dengan memanfaatkan K-NN, 25 fitur terpilih, Decision Tree terpilih 17 fitur dan Random Forest terpilih 11 fitur. K-NN adalah pengklasifikasi terbaik dengan presisi maksimum, AUC adalah 0,82 jika dibandingkan dengan pohon keputusan dan pengklasifikasi Random Forest (Parikh & Menon, 2019). Penelitian Tseng dkk menggunakan 3 teknik machine learning yaitu SVM, C5.0, dan Extreme Learning Machine, yang dibahas untuk menemukan faktor risiko yang signifikan untuk memperkirakan kekambuhan penyakit serviks. Akurasi SVM, C5.0, dan ELM adalah 68,00%, 96,00%, dan 94,00% secara terpisah (Tseng et al., 2014). Prediksi penyakit kanker serviks pada penelitian Suman dkk mengusulkan model prediksi yang membantu meramalkan risiko kanker serviks. Algoritma yang digunakan adalah Random Forest, Neural Network, SVM, Ada Boost, Bayes Net, dan Decision Tree. Dalam algoritma Bayes Net, tingkat kesalahan, tingkat FP, tingkat TP, F1-score, AUC dan PKS masing-masing diperoleh 3.61%, 0.32, 0.96, 0.96, 0.95 dan 0.68 (Suman & Hooda, 2019). Penelitian ini menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk menilai penderita kanker serviks sejak dini. Serta sebagai pedoman untuk klasifikasi tingkat penderita kanker serviks dengan menggunakan metode ELM.

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini dari website UCI Machine Learning Repository. Parameter yang digunakan dalam perhitungan Extreme Learning Machine ini antara lain yaitu :

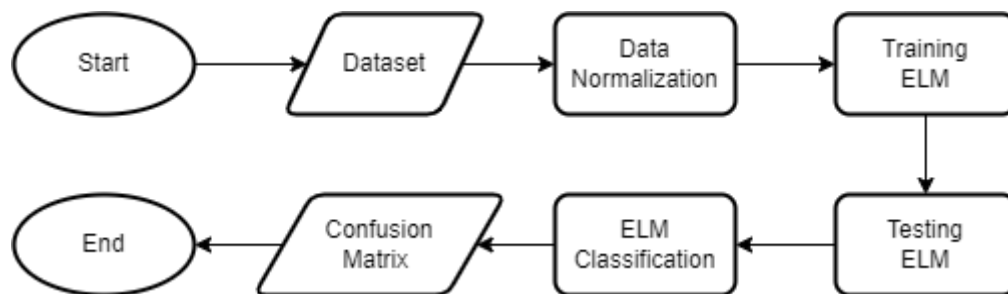
- a. Perilaku Seksual
- b. Perilaku Makan
- c. Perilaku Hidup Bersih
- d. Niat Agregasi
- e. Niat untuk berkomitmen menjaga kebersihan
- f. Sikap untuk konsisten dalam hidup sehat
- g. Perilaku Spontanitas dalam hidup tidak sehat

- h. Kepadatan pekerjaan
- i. Cara penyimpanan makanan
- j. Nilai kerentanan
- k. Nilai Keperahan
- l. Nilai Kekuatan
- m. Nilai Kemauan untuk sembuh
- n. Dukungan emosional Seseorang
- o. Dukungan Apresiasi Seseorang
- p. Motivasi Ilmu Pengetahuan
- q. Pengetahuan Penderita
- r. Kemampuan tubuh penderita
- s. Keinginan berperilaku tidak sehat

Table 1. Sampel data

a	B	c	d	e	f	g	h	i	J	k	l	m	n	o	p	q	r	S	t
10	13	12	4	7	9	10	1	8	7	3	14	8	5	7	12	12	11	8	1
10	11	11	10	14	7	7	5	5	4	2	15	13	7	6	5	5	4	4	1
10	15	3	2	14	8	10	1	4	7	2	7	3	3	6	11	3	3	15	1
10	11	10	10	15	7	7	1	5	4	2	15	13	7	4	4	4	4	4	1
8	11	7	8	10	7	8	1	5	3	2	15	5	3	6	12	5	4	7	1
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
10	14	14	6	12	7	8	5	15	12	10	10	13	11	9	14	13	15	15	0

Data yang ada akan diolah sesuai dengan metode ELM Proses singkat metode tersebut direpresentasikan dalam diagram alir pada gambar berikut :



Gambar 1. Diagram Alir

2.1. Kanker Serviks

Kanker serviks merupakan penyakit berbahaya yang menyerang organ reproduksi pada wanita di dunia. Penyakit ini terjadi pada wanita jika terdapat pertumbuhan tumor ganas di dalam serviks, kanker serviks mengandung *Human Papilloma Virus* (HPV) (Gu et al., 2012). Kanker serviks dapat berasal dari perilaku hubungan seksual, kehamilan, merokok, dan genetic (Wijaya et al., 2021). Global Burden of Cancer Study (Globocan) dari World Health Organization (WHO) mencatat, total kasus kanker di Indonesia pada 2020 mencapai 396.914 kasus dan total kematian sebesar 234.511 kasus. Kanker serviks menempati urutan kedua dengan jumlah 36.633 kasus atau 9,2% dari total kasus kanker setelah kanker payudara yang paling banyak dijumpai pada wanita Indonesia (Observatori, n.d.).

Kanker serviks yaitu kanker yang terjadi pada daerah organ reproduksi wanita yang merupakan pintu masuk ke arah rahim. Letaknya diantara rahim (uterus) dengan liang senggama perempuan (vagina). Kanker ini terjadi jika sel-

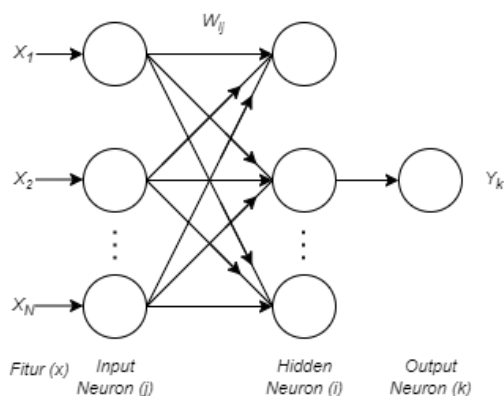
sel serviks berubah menjadi tidak normal dan membelah secara tak terkendali serta sel-sel ini dapat menyerang organ-organ biologis lainnya baik dengan pertumbuhan langsung di jaringan yang bersebelahan atau dengan migrasi ke sel lainnya. Jika sudah parah, pertumbuhan sel yang tidak normal akan menjadi tumor ganas yang menyerang jaringan di mulut rahim maka keadaan tersebut disebut penyakit kanker serviks (Gu et al., 2012). Kanker serviks merupakan suatu penyakit keganasan yang penyebab utamanya adalah infeksi virus Human Papillomavirus (HPV) tipe high risk. Salah satu faktor resiko terbesar lainnya terjadinya kanker serviks yaitu karena melakukan hubungan seksual pada usia terlalu dini. Idealnya seorang wanita untuk melakukan hubungan seksual dari segi usia yaitu 18 tahun ke atas. Karena diharapkan sel-sel mukosa pada organ genitalianya tidak rentan terhadap perubahan yang bisa merubah sel ke dalam kondisi abnormal/kanker (Surbakti, 2020).

Sel ini rentan terhadap perubahan yang bisa merubah keadaan sel lain menjadi keadaan

tidak normal atau mengarah ke keganasan. Insiden kanker serviks sebenarnya dapat ditekan dengan melakukan upaya pencegahan primer seperti melakukan penyuluhan kepada masyarakat untuk melakukan imunisasi vaksin HPV, menghindari faktor risiko terkena kanker, menjalankan pola hidup sehat, dan diikuti dengan deteksi dini kanker serviks tersebut melalui pemeriksaan pap smear atau IVA. Saat ini cakupan “screening” deteksi dini kanker serviks di Indonesia melalui pap smear dan IVA masih sangat rendah (sekitar 5%), padahal cakupan “screening” yang efektif dalam menurunkan angka kesakitan dan angka kematian karena kanker serviks adalah 85% (Fuadah et al., 2020)

2.2. Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine (ELM) atau sering disebut dengan Hiden Layer Feedforward neural Networks (SLFNs) digunakan untuk menyelesaikan permasalahan-permasalahan yang ada pada JST (jaringan saraf tiruan). ELM menghasilkan error yang cenderung kecil karena mempunyai kecepatan yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma lainnya, serta menghasilkan generalisasi yang baik (Bhatti et al., 2021). ELM tidak melakukan pelatihan pada bobot input tetapi melakukan pelatihan untuk mendapatkan bobot output dengan *moorepenrose invers* sehingga mendapatkan *node* pada nilai *output* maksimal. Nilai w pada ELM ini ditentukan secara *random*, yang membuat algoritma ini memiliki kecepatan dan generalisasi yang baik. ELM mempunyai arsitektur seperti yang terdapat pada berikut ini (Fitriani et al., 2019).



Gambar 2. Rancangan ELM

Algoritma ELM terdapat beberapa tahapan untuk menghitung data training dan data testing. Terdapat 5 langkah untuk proses training ELM, yaitu:

Langkah 1: Membuat matriks nilai bobot (w_{ij}) secara random dengan i merupakan hidden

neuron dan j adalah input neuron. Nilai W rentan $[0,1]$.

Langkah 2: Langkah selanjutnya menghitung nilai awal output hidden neuron (H_{init}), dengan X adalah matriks data latih dan dengan panjang j input neuron (fitur) dikali N data training dan W^T merupakan matriks bobot yang ditransposisi.

$$H_{init} = X \cdot W^T \quad (1)$$

Keterangan :

H_{init} = Matriks *output hidden layer*

X = Matriks dari data

W^T = Matriks *transpose* dari bobot

Langkah 3: Menentukan matriks output hidden neuron (H) menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner sesuai dengan persamaan

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

sehingga nilai H dihitung menggunakan Persamaan.

$$H = \frac{1}{1 + \exp(H_{init})} \quad (3)$$

keterangan :

H = Fungsi aktivasi sigmoid biner

\exp = Eksponensial

H_{init} = Matriks *output hidden layer*

Langkah 4: Menghitung matriks H^+ , dengan H^T adalah matriks nilai H yang sudah ditransposisi dan $(H^T \cdot H)^{-1}$ adalah nilai invers dari $(H^T \cdot H)$.

$$H^+ = (H^T \cdot H)^{-1} \cdot H^T \quad (4)$$

keterangan :

H^+ = Matriks *moore-penrose inverse* dengan fungsi aktivasi.

$(H^+ \times H)^{-1}$ = Matriks Perkalian H *transpose* dengan *output layer* menggunakan fungsi aktivasi.

Langkah 5: Menghitung bobot keluaran ($\hat{\beta}$), $\hat{\beta}$ adalah bobot keluaran dan Y adalah target atau kelas.

$$\hat{\beta} = H^+ \cdot Y \quad (5)$$

keterangan :

$\hat{\beta}$ = Nilai *output weight*

H^+ = Matriks *moore-penrose inverse*

Y = Matriks nilai target

Dengan menggunakan nilai bobot (w_{ij}) dan $\hat{\beta}$ yang diperoleh dari training ELM, maka lakukan 4 langkah dalam testing ELM berikut:

Langkah 1: Menghitung matriks inialisasi output hidden neuron (H_{init}), X adalah matriks data uji dengan panjang j input neuron (fitur) dikali N data uji serta W^T adalah matriks nilai bobot yang di-*transpose*. Persamaan untuk menghitung H_{init} sama dengan Persamaan 1.

Langkah 2: Menentukan matriks output hidden neuron (H) dengan menggunakan Persamaan 3.

Langkah 3: Menentukan \hat{Y} prediksi menggunakan Persamaan.

$$\hat{Y} = H \cdot \hat{\beta} \quad (6)$$

keterangan :

Y = output layer

H = Nilai output hidden layer menggunakan fungsi aktivasi

β = Nilai output weight

Langkah 4: Menghitung kelas prediksi dengan mencari selisih terkecil antara \hat{Y} prediksi dengan kelas sebenarnya (Y) yang terdapat pada data latih.

$$\text{Kelas prediksi} = |\hat{Y} - Y| \quad (7)$$

2.3. Confusions Matriks

Confusion matrix dapat mengukur tingkat akurasi dalam sistem klasifikasi, pengukuran tersebut berguna untuk melihat seberapa baik sistem klasifikasi itu sendiri [20]. Di dalamnya terdapat jumlah pengujian data yang benar dan jumlah pengujian data yang salah [21].

Pengukuran tersebut dapat disajikan menjadi sebuah tabel sebagai berikut [22].

		Predicted Class	
		P	N
Actual Class	P	TP	FN
	N	FP	TN

Table 2. Confusion Matrix Biner

FN (False Negative) : data yang bernilai salah pada kelas P (positive) yang diklasifikasikan sebagai kelas N (Negative)

FP (False Positive) : data yang bernilai salah pada kelas N (Negative) yang diklasifikasikan sebagai kelas P (positive)

TN (True Negative) : data yang bernilai salah pada kelas N (Negative) yang diklasifikasikan sebagai kelas N (Negative)

Confusion Matrix juga memiliki rumus untuk menghitung accuracy, sensitivity, dan specificity.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (10)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

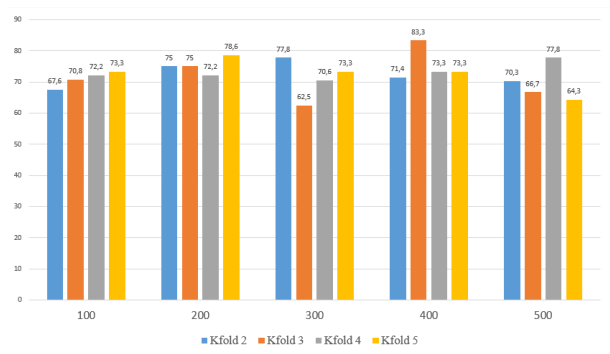
Pada penelitian ini dari 73 data yang didapatkan dari *UCI Machine Learning Repository*, akan dibagi menjadi data training dan data testing. Data pada penelitian ini akan dilakukan 2 proses pengujian, yakni uji coba menggunakan jumlah neuron pada hidden layer dan pengujian data pembagian dengan menggunakan kfold. Pengujian neuron pada hidden layer dengan metode ini bertujuan untuk mengetahui banyaknya neuron yang terbaik dengan menggunakan sistem pengukuran confusion matrix. Banyaknya neuron yang diuji sebanyak 5 kali dengan jumlah nilai neuron berturut-turut adalah 100, 200, 300, 400, dan 500.

Neuron	Kfold 2	Kfold 3	Kfold 4	Kfold 5
100	67,6	70,8	72,2	73,3
200	75	75	72,2	78,6
300	77,8	62,5	70,6	73,3
400	71,4	83,3	73,3	73,3
500	70,3	66,7	77,8	64,3
Mean	72,42	71,66	73,22	72,56
Mean Keseluruhan			72,465	

Tabel 3. Hasil Akurasi Dengan Metode ELM

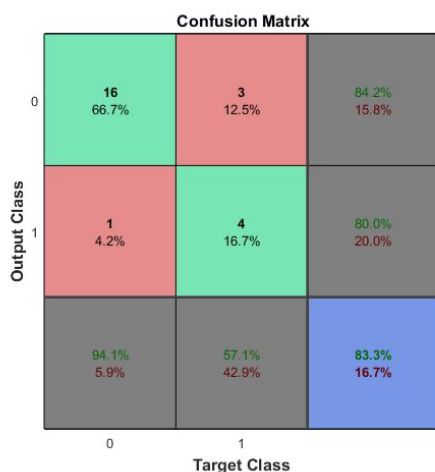
Keterangan.:

TP (True Positive) : data yang bernilai benar pada kelas P (positiv) yang diklasifikasikan sebagai kelas P (positive)



Gambar 3 . Hasil Pengujian Neuron

Pengujian yang dilakukan menggunakan pembagian data dengan Kfold 1,2,3,4, dan 5. Dari **Gambar 3** terlihat bahwa pengujian neuron 100 dan 200 mendapatkan akurasi terbaik berturut-turut sebesar 73,3% dan 78,6% dengan menggunakan kfold 5. Pada neuron 300 mendapatkan akurasi terbaik sebesar 77,8% dengan kfold 1. Pada neuron 400 mendapatkan akurasi terbaik sebesar 83,3% dengan kfold 2. Pada neuron 500 mendapatkan akurasi terbaik sebesar 77,8 dengan menggunakan Kflod 4. Pada grafik tersebut menunjukkan bahwa penggunaan jumlah neuron yang banyak menghasilkan nilai akurasi yang lebih lebih kecil. Sedangkan akurasi rata-rata tertinggi sebesar 73,22% dengan menggunakan Kfold 4. Untuk rata-rata keseluruhan percobaan yaitu 72,46%.



Gambar 4. Hasil Confusion dari Model Terbaik

Dari pengujian yang dilakukan didapatkan akurasi terbaiknya pada pembagian data menggunakan kfold 5 dan sensitivity sebesar 84% serta specificity 80% menggunakan perhitungan confusion matrix yang ditunjukkan pada **gambar 4**.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang dilakukan beberapa pengujian dengan uji coba neuron pada hidden layer dan pengujian perbagian data menggunakan Kfold. Akurasi terbaik yang dihasilkan dari penelitian ini adalah 83,3% dengan menggunakan Kfold 3 dan jumlah neuron sebanyak 400. Sensitivity pada pengujian terbaik itu 84% serta specificity sebesar 80%. Sedangkan akurasi rata-rata tertinggi sebesar 73,22% dengan menggunakan Kfold 4. Untuk rata-rata keseluruhan percobaan yaitu 72,46%.

DAFTAR PUSTAKA

- Arifin, S. S., Siregar, A. M., Ratna, A., & Mudzakir, T. Al. (2021). *Klasifikasi Penyakit Kanker Serviks Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)*. *Ciastech*, 521–528.
- Bhatti, O. K., Öztürk, A. O., Maham, R., & Farooq, W. (2021). Examining Islamic piety at workplace via an artificial neural network. *Cogent Psychology*, 8(1). <https://doi.org/10.1080/23311908.2021.1907038>
- Fitriani, I. M., Ratnawati, D. E., & Anam, S. (2019). Klasifikasi Senyawa Kimia dengan Notasi Simplified Molecular Input Line Entry System (SMILES) menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(5), 4516–4524. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/5275>
- Fuadah, F., Rejeki, S., Triana, H., & ... (2020). Deteksi Dini Kanker Serviks Melalui Pemeriksaan IVA Test Pada Wanita Usia Subur Di Desa Babakan Kecamatan Ciparay Kab Bandung. ... *Kepada Masyarakat* ..., 4–5. <http://journal.unjani.ac.id/index.php/unex/article/view/30>
- Ghoneim, A., Muhammad, G., & Hossain, M. S. (2020). Cervical cancer classification using convolutional neural networks and extreme learning machines. *Future Generation Computer Systems*, 102, 643–649.

- <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.09.015>
- Gu, C., Chan, C. W. H., Twinn, S., & Choi, K. C. (2012). The influence of knowledge and perception of the risk of cervical cancer on screening behavior in mainland Chinese women. *Psycho-Oncology*, 21(12), 1299–1308. <https://doi.org/10.1002/pon.2037>
- Hemeida, A. M., Hassan, S. A., Mohamed, A. A. A., Alkhalaf, S., Mahmoud, M. M., Senjyu, T., El-Din, A. B., & Alsayyari, A. (2020). Nature-inspired algorithms for feed-forward neural network classifiers: A survey of one decade of research. *Ain Shams Engineering Journal*, 11(3), 659–675. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.01.007>
- Lomuscio, A., & Maganti, L. (2017). *An approach to reachability analysis for feed-forward ReLU neural networks*. <http://arxiv.org/abs/1706.07351>
- Naji, L., Tawfiq, M., & Salih, O. M. (2019). Design Suitable Feed Forward Neural Network To Solve Troesch'S Problem. *Sci.Int.(Lahore)*, 31(1), 41–48.
- Observatori, T. global cancer. (n.d.). *No Title*. Retrieved July 22, 2022, from [rganizatiohttps://www.who.int/cancer/prevention/diagnosis%02screening/cervical-cancer/en/](https://www.who.int/cancer/prevention/diagnosis%02screening/cervical-cancer/en/)
- Parikh, D., & Menon, V. (2019). Machine Learning Applied to Cervical Cancer Data. *International Journal of Mathematical Sciences and Computing*, 5(1), 53–64. <https://doi.org/10.5815/ijmsc.2019.01.005>
- Rao, A. R., & Reimherr, M. (2019). *Non-linear Functional Modeling using Neural Networks*. 1–13.
- Rijati, N., Purwitasari, D., Sumpeno, S., & Hery Purnomo, M. (2020). Fuzzy Multi-Attribute Decision Making untuk Klasifikasi Potensi Kewirausahaan Berdasarkan Theory of Planned Behavior (Fuzzy Multi-Attribute Decision Making for Classifying Entrepreneurial Potential based on Theory of Planned Behavior). *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(1), 25–34. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v9i1.118>
- Suman, S. K., & Hooda, N. (2019). Predicting risk of Cervical Cancer : A case study of machine learning. *Journal of Statistics and Management Systems*, 22(4), 689–696. <https://doi.org/10.1080/09720510.2019.1611227>
- Surbakti, E. (2020). Determinan Deteksi Dini Kanker Serviks Pada Wanita Usia Subur. *Jurnal Ilmiah PANNMED (Pharmacist, Analyst, Nurse, Nutrition, Midwifery, Environment, Dentist)*, 15(2), 153–160. <https://doi.org/10.36911/pannmed.v15i2.671>
- Tseng, C. J., Lu, C. J., Chang, C. C., & Chen, G. Den. (2014). Application of machine learning to predict the recurrence-proneness for cervical cancer. *Neural Computing and Applications*, 24(6), 1311–1316. <https://doi.org/10.1007/s00521-013-1359-1>
- Wijaya, R. S. D., Adiwijaya, Andriyan B Suksmono, & Tati LR Mengko. (2021). Segmentasi Citra Kanker Serviks Menggunakan Markov Random Field dan Algoritma K-Means. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 139–147. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2816>
- Yuan, C., Yang, Y., & Liu, Y. (2020). Sports decision-making model based on data mining and neural network. *Neural Computing and Applications*, 0123456789. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05445-x>