JURNAL FOURIER | Oktober 2023, Vol. 12, No. 2, 69-78 ISSN 2252-763X
DOI: 10.14421/fourier.2023.122.69-78 E-ISSN 2541-5239

Perbandingan Metode Extreme Learning Machine (ELM) dan Kernel Extreme Learning Machine (KELM) Pada Klasifikasi Penyakit Cedera Panggul

Siti Nur Aisah[1], Dian Candra Rini Novitasari[2], Yuniar Farida[3]

[123]Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya
Jalan. Ir. H. Soekarno, Kecamatan Gunung Anyar, No. 682., Surabaya
Korespondensi; Siti Nur Aisah, Email: aisahsitinur866@gmail.com@gmail.com

Abstrak

Nyeri punggung bawah merupakan sebuah masalah kesehatan yang umum terjadi di dunia dan termasuk penyebab utama kecacatan. Gangguan atau penyakit yang terjadi pada tulang panggul contohnya yaitu Hernia. Pada tahun 2019, Hernia di Indonesia menduduki peringkat kedelapan penyakit terbanyak dengan jumlah kasus 292.145. Selain Hernia ganguan atau penyakit yang terjadi pada tulang panggul juga disebabkan karena menderita penyakit Spondylolithesis. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi tingkat keparahan penyakit cedera panggul menggunakan Extreme Learning Machine (ELM) dan Kernel Extreme Learning Machine (KELM). Hasil uji coba terbaik yaitu dengan Nilai akurasi, sensitivitas dan spesifitas yaitu 90.25%, 88.66%, dan 92.22% untuk metode KELM dan hasil tersebut lebih baik dari metode ELM.

Kata Kunci: Hernia, Spondylolithesis, ELM, KELM

Abstract

Low back pain is a common health problem in the world and is a major cause of disability. Disorders or diseases that occur in the pelvic bones, for example a hernia. In Indonesia itself, in 2019, hernia was ranked the eighth most common disease with a total of 292,145 cases. Apart from hernias, disorders or diseases that occur in the pelvic bones are also caused by suffering from Spondylolithesis. This study aims to classify pelvic injuries using Extreme Learning Machine (ELM) and Kernel Extreme Learning Machine (KELM). The best trial results were with accuracy, sensitivity and specificity values, namely 90.25%, 88.66% and 92.22% for the KELM method beter than ELM methods result.

Keywords: Hernia, Spondylolithesis, ELM, KELM

Pendahuluan

Menjaga kesehatan dapat dilakukan kapanpun dan dimanapun ketika seseorang tidak mempunyai kesibukan [1]. Saat ini banyak orang yang melakukan kegiatan-kegiatan yang tidak bermanfaat serta membahayakan diri sendiri seperti aktivitas yang berlebihan tanpa disertai olahraga yang cukup, mengangkat beban yang berlebihan, serta kurangnya hati-hati dalam berjalan yang mengakibatkan jatuh. Hal tersebut, memicu rasa nyeri pada punggung bawah akibat adanya gangguan pada tulang belakang dan tulang panggul. Menurut penelitian [2] pada negara-negara industri nyeri punggung bawah terjadi berkisar 15% hingga 45% per tahunnya.

Nyeri punggung bawah merupakan sebuah masalah kesehatan yang umum terjadi di dunia dan termasuk penyebab utama kecacatan. Rasa nyeri tersebut disebabkan akibat terjadinya gangguan pada anatomi panggul karena berbagai macam faktor. Gangguan atau penyakit yang terjadi pada tulang

© 2023 JURNAL FOURIER

panggul contohnya yaitu Hernia [3]. Menurut WHO (*World Health Organization*) pada negara berkembang seperti negara Indonesia penderita nyeri punggung khususnya karena Hernia pertahunnya meningkat sekitar 3.950 penderita. Di Indonesia sendiri pada tahun 2019 Hernia menduduki peringkat kedelapan penyakit terbanyak dengan jumlah kasus 292.145 [4]. Selain Hernia ganguan atau penyakit yang terjadi pada tulang panggul juga disebabkan karena menderita penyakit Spondylolithesis [3]. Hernia terjadi ketika terdapat kelainan pada penghubung antar tulang yang mengakibatkan nyeri pada punggung bawah. Hernia yang parah dapat mempengaruhi saraf tulang belakang, yang mengakibatkan gangguan pada aktivitas saraf terutama pada tubuh bagian bawah seperti paha, kaki, dan lain-lain. Sedangkan Spondylolithesis merupakan tulang belakang yang salah satu ruasnya bergeser. Cedera ini disebabkan karena penuaan dan aktivitas yang melebihi batas [5].

Gejala umum yang terjadi yakni nyeri pada punggung bawah, mati rasa pada kaki, atau bahkan tidak terdapat gejala. Pemeriksaan ini dilakukan dengan memberikan tekanan pada punggung dan angkat kaki untuk memeriksa tingkat nyeri yang dirasakan, juga dilakukan tes berupa citra seperti MRI, X-ray yang digunakan untuk mendapatkan kondisi visual dari tulang belakang [6]. Pemeriksaan awal Hernia dan Spondylolithesis ini dengan memberikan tekanan dan juga dengan bantuan radiologi/pencitraan kemudian dilakukan diagnosis dari segi anatomi/bentuk dari tulang belakang. Menurut [7] tingkat kesalahan diagnosis yang dilakukan manusia dalam analisis mencapai 10-30% serta perbedaan diagnosis antar dokter.

Upaya dalam mengurangi kesalahan dalam diagnosis, dapat menggunakan *Computer Aided Diagnosis* (CAD) [4]. Saat ini, di bidang kesehatan sudah banyak yang menanfaatkan *Artificial Intelligence* (AI) untuk membantu diagnosis berbagai penyakit. Salah satu cabang pembelajaran AI yang saat ini sering digunakan yaitu Neural Network [8]. Pada *neural network* juga terdapat dua jenis algoritma neural network yang digunakan yakni *Feed Forward Neural Network* (FFNN) dan *Feed Backward Neural Network* (FBNN). Perbedaan yang ada pada keduanya FBNN mengirimkannya secara dua arah, yaitu melalui node inputan ke node output dan kembali lagi ke node input [9]. FBNN juga memiliki berbagai macam metode yaitu diantaranya, backpropagation, recurrent neural network, adaptive neuro-fuzzy inference system, dan self-organizing map [9]. Sedangkan, FFNN adalah neural network yang mengirimkan data atau inputan secara satu arah, yaitu melalui node input dan menjadi output pada node output [10]. FFNN juga memiliki macam-macam metode, diantaranya yaitu *perceptron, extreme learning machine* (ELM), ELM *Modified* dan lain-lain [11].

Metode Extreme Learning Machine (ELM) adalah salah satu metode yang digunakan untuk klasifikasi. Proses dari ELM menggunakan konsep SLFNs (Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks), sebab metode ini hanya memiliki 1 hidden layer [11]. Kelebihan utama dari metode ELM adalah kecepatan pada proses learning tergolong cepat karena pada ELM hanya memiliki satu hidden layer serta dapat menghasilkan akurasi yang tinggi [12]. Terdapat penelitian yang dilakukan oleh Fadilla tentang penggunaan metode ELM pada kasus penyakit ginjal dengan menggunakan hidden neuron sebanyak 50 menghasilkan akurasi 96,7% [13].

Metode ELM memiliki banyak kelebihan akan tetapi juga memiliki kekurangan yaitu jumlah hidden nodes ditentukan dengan cara trial and error, sehingga tidak bisa diketahui berapa jumlah hidden nodes yang tepat, sehingga muncul beberapa modifikasi metode ELM salah satunya yaitu dengan penambahan kernel yang biasa dikenal dengan KELM (*Kernel Extreme Learning Machine*)[13]. Metode KELM ini idenya berasal dari metode SVM yang juga menggunakan kernel menghasilkan akurasi terbaik sehingga pada penelitian Huang dkk menggunakan proses kernel untuk menghasilkan generalisasi parameter pada ELM lebih optimal [14]. Penelitian yang dilakukan oleh Figlu dkk pada penelitiannya yang menggunakan medote KELM pada data kanker payudara menghasilkan akurasi 99,28% [15]. Dari beberapa penelitian sebelumnya dihasilkan akurasi pada metode ELM dan KELM diatas 90%, Sehingga pada penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode ELM dan KELM pada data Cedera Panggul.

Landasan Teori

Bagian ini akan menjelaskan beberapa metode yang penulis gunakan dalam penelitian ini.

2.1 Normalisasi

Normalisasi merupakan sebuah tahapan pre-prosesing yang dilakukan karena terdapat perbedaan rentang nilai yang terlalu banyak pada setiap atributnya. Misalkan pada atribut A memiliki rentan nilai 80-100, atribut B dengan rentan 50-120, dan atribut C memiliki rentan nilai 1-10. Perbedaan tersebut akan menyebabkan atribut yang memiliki nilai paling rendah tidak akan berfungsi saat dilakukan proses prosesing. Oleh karena itu, diperlukan normalisasi data untuk menyamakan rentang nilai pada setiap atribut dengan skala tertentu [16]. Normalisasi mempunyai beragam metode salah satunya yaitu dengan metode *Min-Max Normalization*. Metode ini adalah sebuah metode mengubah asli yang komplek tanpa menghilangkan isi menjadi nilai dalam kisaran 0 dan 1, sehingga lebih mudah untuk diolah [17]. Berikut persamaan *Min-Max Normalization*:

$$normalisasi|x| = \frac{(v_i - v_{min})}{(v_{max - v_{min}})} \quad (1)$$

Keterangan:

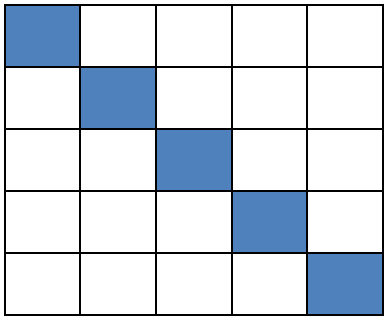
v_i = Data atribut yang akan di normalisasi

v_{min} = Nilai terkecil dari atribut tersebut

v_{max} = Nilai terbesar dari atrbut tersebut

2.2 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross-Validation adalah suatu teknik untuk membagi dataset menjadi 2 bagian yaitu data training dan data testing [18]. Teknik k-fold untuk membagi data yaitu dengan menguraikan data menjadi K yang berukuran sama [19]. Pada K-flod ini data training dan testing dijalankan sebanyak K kali. Berikut adalah ilustrasi k-fold cros validation:



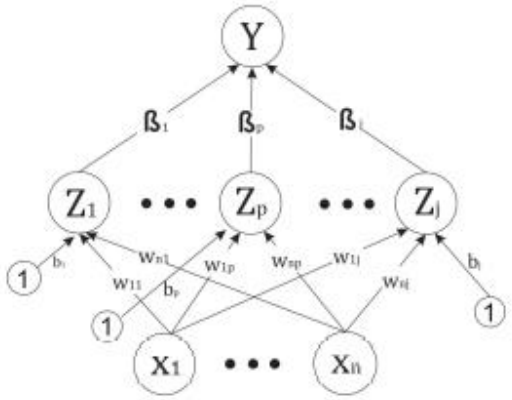
Gambar 1. Ilustrasi K-flod

Berdasarkan ilustrasi diatas yang berwarna (putih) menunjukkan data training, sedangkan yang berwarna (biru) merupakan data testing. Pada gambar tersebut bahwasanya data diuraikan menjadi 5 bagian, pada setiap sabsetnya memiliki kesempatan yang sama untuk menjadi data training dan testing. Berikut penjelasan alur dari jalannya pembagian data dengan A1 merupakan data ke-1, kemudian untuk data selanjutnya sampai data ke K: Fold ke-1 A1 menjadi data testing, dan A2, A3, A4, dan A5 menjadi data training. Fold ke-2 A2 menjadi data testing, dan A1, A3, A4, dan A5 menjadi data training. Demikian seterusnya hingga mencapai flod ke-K.

2.3 Extreme Learning Machine (ELM)

Metode ELM mempunyai kecepatan yang relatif cepat dibandikan dengan algoritma lainnya, serta menghasilkan generalisasi yang baik, sehingga menghasilkan error yang cenderung kecil [20]. Metode ini melakukan pelatihan pada data training untuk mendapatkan bobot output dengan matriks moorepenrose invers sehingga mendapatkan node pada nilai output maksimal. Pada ELM nilai bobot dan

bias ini ditentukan secara random, yang membuat algoritma ini memiliki kecepatan yang relatif cepat dan generalisasi yang baik. Arsitektur dari metode ELM adalah sebagai berikut [21].



Gambar 2. Rancangan ELM

Arsitektur dari ELM terdiri dari $x_1, x_2, \dots x_3$ yang merupakan data inputan, w_{ij} merupakan bobot, b_j (bias), Z_1, Z_p, Z_j (Hidden Neuron), β (nilai bobot keluaran) dan Y (nilai output). Algoritma ELM mempunyai model matematis lebih sederhana dan efektif. Terdapat beberapa proses tahapan untuk klasifikasi ELM yaitu proses training dan proses testing. Berikut langkah-langkah untuk proses training pada ELM [22]:

Langkah 1: Menyiapkan matriks dengan x_i merupakan input data training dan t_i merupakan label data training, seperti dibawah ini:

$$x_i = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & x_{in} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & x_{i3} & \dots & x_{in} \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$t_i = [t_1 \;\; t_2 \;\; t_3 \;\; \dots \;\; t_i] \tag{3}$$

Langkah 2: Menentukan jumlah hidden neuron (j), kemudian membuat nilai bobot (wij) secara random dengan ukuran matrix $i \times j$, range -1 sampai 1, misalkan $i = 4, j = 4$ maka matriks yang terbentuk seperti dibawah ini:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & w_{44} \end{bmatrix} \tag{4}$$

Langkah 3: Menentukan matriks inisialisasi output hidden neuron (H_{init}), dengan x_i merupakan matriks data training dengan j (jumlah hidden neuron) dan w_{ij} merupakan matriks bobot yang dari unit i ke unit j serta b_j,merupakan nilai bias, dengan menggunakan persamaan berikut:

$$H_{init} = \sum_{i=0}^{n} (x_i \times w_{ij}) + b_j \tag{5}$$

Langkah 4: Menghitung matriks output hidden neuron (H) menggunakan fungsi aktivasi, berikut beberapa fungsi aktivasi:

Fungsi Sigmoid Biner

$$g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{6}$$

Fungsi Sigmoid Bipolar

$$g(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (7)$$

Fungsi Sin

$$g(x) = \sin(x) \quad (8)$$

Pada rumus fungsi aktivasi diatas x merupakan hasil perhitungan H_{init}.

Langkah 5: Menentukan bobot keluaran (β), dengan $g(x)$ fungsi aktivasi sebanyak j, j merupakan banyaknya hidden layer, w_{ij} merupakan bobot yang menghubungkan antara input layer dengan hidden layer, x_i merupakan data input dari data training, b_j merupakan bias dari hidden layer ke- j, dan t_i dan Y meruskan kelas dari dara training, pencarian dapat dilakukan dengan persamaan berikut:

$$\sum_{j=1}^{n} \beta_j g(w_{ij}, x_i + b_j) = t_i = Y \quad (9)$$

Agar lebih mudah persamaan dapat ditulis dengan:

$$H\beta = Y \quad (10)$$

Melalui proses tersebut akan didapatkan matriks dengan ukuran $i \times j$, dengan i merupakan banyaknya variabel inputan dan j merupakan banyaknya hidden neuron dengan persamaan sebagai berikut:

$$H = \begin{bmatrix} g(w_{11} \times x_1 + b_1) & \dots & g(w_{1j}, x_1 + b_j) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ g(w_{1d} \times x_d + b_1) & \dots & g(w_{dj}, x_d + b_j) \end{bmatrix} \quad (11)$$

Karena jumlah node pada ELM ditentukan secara random, maka dalam hal jumlah node kurang dari jumlah data akan didapatkan matriks H akan berukuran tidak simetris. Untuk membuatnya menjadi simetris dapat dilakukan dengan menggunakan teori Moore Penrose Generalized Invers. Berikut persamaan matriks moore penrose generalized invers:

$$H^{\dagger} = (H^T \times H)^{-1} \times H^T \quad (12)$$

Sehingga didapatkan untuk mencai nilai bobot keluaran yaitu:

$$\beta = H^{\dagger} \times Y \quad (13)$$

Langkah 6: Menghitung matriks inisialisasi output hidden neuron (H_{init}) seperti dengan langkah 3 pada data training, akan tetapi menggunakan data testing (k) di dapatkan persamaan:

$$H_{init} = \sum_{k=0}^{n} x_k \times w_{ji} \quad (14)$$

Langkah 7: Menentukan matriks output hidden neuron (***H***) dengan menggunakan Persamaan (langkah 4 pada training) dengan menggunakan H_{init} yang diperoleh dari persamaan (langkah 6).

Langkah 8: Menentukan kelas (Y_k) prediksi menggunakan Persamaan berikut dengan H yang diperoleh dari persamaan (langkah 7).

$$Y_k = \beta \times H \quad (15)$$

2.4 Kernel Extreme Learning Machine (KELM)

Metode ELM merupakan metode sederhana dari neural network yang menghasilkan akurasi terbaik akan tetapi masih memiliki beberapa kelemahan dalam proses klasifikasi. untuk mengurangi kelemahan yang ada di ELM dan juga seiring berjalannya waktu, metode ELM mengalami perkembangan salah satunya yaitu dengan penambahan kernel yang biasa disebut dengan *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM). Tahapan pada KELM ada 2 yaitu Training dan Testing. Berikut tahapan Training pada KELM [9]:

Langkah 1: Menyiapkan matriks dengan x_i merupakan input data training dan t_i merupakan label data training. Selain itu juga dilakukan inisialisasi koefisien regulasi C dan juga parameter yang digunakan pada kernel (σ, d) .

Langkah 2: Proses selanjutnya yaitu inisialisasi fungsi kernel dengan K. berikut fungsi kernel yang digunakan:

Fungsi Kernel RBF (Radial Basis Function)

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \| x_i, x_j \|^2\right) \tag{16}$$

Fungsi Linear

$$K(x_i, x_j) = x_i\, x_j^T \tag{17}$$

Fungsi Polynomial

$$K(x_i, x_j) = \left(1 + x_i\, x_j^T\right)^d \tag{18}$$

Fungsi Wavelet

$$K(x_i, x_j) = cos\left(\frac{1.675\, \|x_i - x_j\|}{\sigma}\right) \exp\left(\frac{\| x_i, x_j \|^2}{d}\right) \tag{19}$$

dimana (σ, d) merupakan parameter kernel, T merupakan Transpose , serta $\|x_i - x_j\|$merupakan jarak euclidean. σ merupakan standart deviasi.

Langkah 3: Tahapan selanjutnya setelah didapatkan matriks $K(x_i, x_j)$ yaitu dengan menghitung nilai bobot keluaran dengan Y merupakan kelas dari data training dengan persamaan sebagai berikut:

$$\beta = \left(\frac{I}{C}\, \Omega\right)^{-1} \times Y \tag{20}$$

Setelah mendapatkan nilai β atau bobot keluaran, proses dilanjutkan dengan proses testing. berikut langkah-langkah talap tahap testing:

Langkah 4: Menghitung matriks $K(x_i, x_j)$, dengan menggunakan jenis fungsi kernel seperti langkah 2 pada proses training, akan tetapi pada tahap testing menggunakan data testing.

Langkah 5: setelah didapatkan matriks $K(x_i, x_j)$, maka selanjutnya yaitu menghitung label kelas Y_k dengan menggunakan nilai β yang diperoleh dari tahap training dengan menggunakan persamaan berikut ini:

$$Y_k = K(x_i, x_j) \times \beta \tag{21}$$

2.5 Confussion Matrix

Confusion matrix dapat mengukur tingkat akurasi dalam sistem klasifikasi, pengukuran tersebut berguna untuk melihat seberapa baik sistem klasifikasi itu sendiri [23]. Di dalamnya terdapat jumlah pengujian data yang benar dan jumlah pengujian data yang salah [24]. Pengukuran tersebut dapat disajikan menjadi sebuah tabel sebagai berikut [25].

		Prediksi		
		A	B	C
AKTUAL	A	TP	FN	FN
	B	FP	TN	TN
	C	FP	TN	TN

		Prediksi		
		A	B	C
AKTUAL	A	TN	FP	TN
	B	FN	TP	FN
	C	TN	FP	TN

		Prediksi		
		A	B	C
AKTUAL	A	TN	TN	FP
	B	TN	TN	FP
	C	FN	FN	TP

Gambar 3. Confusion Matrix

Confusion Matrix juga memiliki rumus untuk menghitung accuracy, sensitivity, dan specificity dimana sebuah keberasilan dari sebuah sistem klasifikasi dilihat dari besarnya nilai accuracy, Sensitivity merupakan nilai dari klasifikasi yang terdiagnosis penyakit, sedangkan specifity adalah nilai dari hasil klasifikasi dari penderita yang tidak terdiagnosis, berikut perhitungan Accuracy, sensitivity, dan specificity:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP_{all}}{x_{all}} \tag{22}$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{\Sigma\left(\frac{TP}{TP+FN}\right)}{x_{kelas}} \tag{23}$$

$$\text{Specificity} = \frac{\Sigma\left(\frac{TN}{TN+FP}\right)}{x_{kelas}} \tag{24}$$

Bahan dan Metode

Pada penelitian ini menggunakan data numerik sebanyak 310 yang terdiri dari 100 pasien normal, 60 mengalami Hernia, dan 150 mengalami Spondylolisthesis. Data ini berasal dari data biomedis yang diakses di kaggle (https://www.kaggle.com/datasets/caesarlupum/vertebral columndataset). Sample data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat dari Tabel 1:

Tabel 1. Sampel Data

A	B	C	D	E	F	G
36.12	22.75	29.00	13.36	115.57	-3,23	3
31.23	17.71	15.50	13.51	120.05	0.50	3
26.14	10.75	14.00	15.38	125.20	-10,09	3
35.70	19.44	20.70	16.26	137.54	-0,26	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
58.82	37.57	125.74	21.25	135.62	117.31	2

Keterangan data:

A. Pelvic tilt ($26 \leq x \leq 130$)
B. Pelvic insiden ($-6{,}5 \leq x \leq 49{,}5$)
C. Lordosis angle ($14 \leq x \leq 126$)
D. Sacral slope ($13{,}5 \leq x \leq 121$)
E. Pelvic radius ($70 \leq x \leq 163$)
F. Degree of spondylolisthesis ($-11 \leq x \leq 491$)
G. Output, dengan 0 untuk kondisi normal sedangkan 1 untuk kondisi terdeteksi Hernia, 2 Spondylolisthesis

Dalam penelitian ini untuk proses pengolahan data ada beberapa tahapan yang dilakukan yaitu ada pre-processing data serta klasifikasi menggunakan metode ELM dan KELM Berikut langkah langkah dalam penelitian ini:

1. Langkah pertama yaitu input data. Data penelitian ini berupa data numerik yang diambil dari Kaggle yang terdiri dari 3 kelas yaitu Normal, Hernia, dan spondylolithesis
2. Langkah kedua yaitu pre-prosesing data, pada data penelitiaan ini yang dilihat dari tabel (sampel data) dari setiap atributnya memiliki range nilai yang berbeda-beda sehingga perlu dilakukannya normalisasi data. Normalisasi data pada penelitian ini menggunakan Normalisasi Z-Score untuk menyamakan rentang nilai pada atribut menjadi range -5 hingga 5 tanpa mengurangi data tersebut.
3. Langkah ketiga yaitu proses klasifikasi, berikut tahapan yang akan dilakukan untuk klasifikasi:
4. Tahap pertama pembagian data menjadi data training dan data testing. Pembagian data menggunakan K-fold cross validation dilakukan dengan nilai k yaitu 5,10, dan 15.
5. Tahap kedua yaitu proses klasifikasi cedera panggul mengunakan ELM dan KELM.
6. Langkah keempat yaitu evaluasi hasil klasifikasi menggunakan Confusion Matrix untuk mendapatkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifitas.

Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan data numerik degan ukuran 310 x 60 dengan sampel data dapat dilihat pada Tabel 1. Pada Tabel 1 tersebut dapat dilihat bahwa data tersebut setiap variabelnya memiliki range berbeda, sehingga perlu dilakukan pre-processing. Pada pre-processing ini menggunakan normalisasi Z-Score dihasilkan sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Normalisasi

Setelah dilakukan normalisasi data, kemudian dilakukan proses klasifikasi menggunakan ELM dan KELM. Pada ELM penelitian ini menggunakan k-fold 5 menggunakan fungsi aktifasi sigmoid dengan uji coba jumlah neutron 100, 200, 300, 400, 500.

Neurons	Akurasi	Sensitifitas	Spesifitas
100	50	48	67
200	38	55	67
300	48	38	68
400	52	40	70
500	37	48	55

Menghasilkan akurasi terbaik sebagai berikut:

Tabel 3 : Hasil Klasifikasi ELM

A	B	C	D	E	F
0.15	0.50	-0.66	-0.18	1.45	-0.84
-1.24	-0.75	-1.45	-1.04	-0.26	-0.68
0.48	0.47	-0.10	0.27	-0.90	-0.95
0.51	0.71	-0.41	0.13	-1.21	-0.46
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
-1.17	-0.36	-1.44	-1.24	0.93	-0.76

Berdasarkan tabel di atas hasil klasifikasi menggunakan ELM akurasi terbaik pada neurons 100. Pada uji coba jumlah neuron ini semakin besar nilai neurons tidak berpengaruh pada klasifikasi ELM karena pada metode ELM itu menggunakan nilai bias dan bobot yang random. Sehingga nilai neurons in

sebagai *trial and error*. Untuk data yang sama dengan metode KELM ini menggunakan pembagian data k-fold 5 dengan fungsi aktifasi RBF, dimanametode KELM ini menggunakan uji coba nilai C yaitu 0.1, 1, 10, 100, dan 1000. Berikut hasil klasifikasi menggunakan KELM:

Tabel 4 : Hasil KELM

Nilai C	Akurasi	Sensitifitas	Spesifitas
0.1	90.32	87.27	85.55
1	77.41	75.78	71.11
10	80.64	78.7	73.33
100	77.41	84.28	70
1000	87.09	83.56	85.56

KELM ini merupakan perkembangan metode ELM yang ditambahkan dengan kernel. Pada KELM ini akurasi terbaik pada nilai C 0,1 dengan akurasi 90.32%. Nilai C pada KELM ini semakin tinggi tidak semakin baik. Pada KELM nilai C ini diperoleh dari trial an error. Dari hasil klasifikasi ELM dan KELM diperoleh kesimpulan hasil sebagai berikut:

Tabel 5: Hasil Akhir

Metode	Akurasi	Sensitifitas	Spesifitas
KELM	90.32	87.27	85.55
ELM	50	48	67

Akurasi terbaik yaitu menggunakan KELM yaitu sebesar 90.32%. KELM memiliki akurasi lebih baik karena KELM merupakan perkembangan dari metode ELM yang di modifikasi yang idenya dari SVM dengan penambahan kernel. Dan pada ELM memiliki akurasi yang kurang baik pada penelitian ini karena pada ELM menggunakan nilai bobot dan bias yang random.

Kesimpulan

Evaluasi hasil pada penelitian ini menggunakan Confussion Matriks yang menghasilkan akurasi 90.32 %, sensitifitas 87.27%, dan spesifitas 85.55%. pada uji coba koefisien regulasi 0.1, menggunakan fungsi kernel RBF. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode KELM lebih baik dari metode ELM dalam mengklasifikasi penyakit cedera panggul.

Referensi

[1] P. Ekstrand, C. Tegnestedt, M. Schuster, H. Eriksson, A. Hägg-Martinell, and J. Larsen, “The meaning of health among newly arrived immigrants: A qualitative study from stakeholders’ perspectives,” Nord. J. Nurs. Res., p. 205715852210835, 2022, doi: 10.1177/20571585221083525.

[2] S. M. Vetal, S. S. Kalyani, and S. M. Chabnur, “An Ayurvedic approach to Low Back Pain,” J. Ayurveda Integr. Med. Sci., vol. 6, no. 4, 2021.

[3] M. N. Zuhair, “Skripsi 2021 hubungan intensitas nyeri dengan status fungsional penderita,” 2021.

[4] View of Hubungan Pra Lansia Dan Lansia Dengan Kejadian Hernia Inguinalis Di Rsud Dr. H. Chasan Boesoirie Periode 2020-2022. .

[5] Y. Bao et al., “Characteristic Analysis and Literature Review of Hereditary Spinocerebellar Ataxia With Lumbar Spondylolisthesis and Valvular Prolapse,” J. Neurol. Res., vol. 9, no. 4–5, pp. 81–88, 2019, doi: 10.14740/jnr544.

[6] U. S. Aesyi, T. W. Diwangkara, and R. T. Kurniawan, “Diagnosa Penyakit Disk Hernia Dan Spondylolisthesis Menggunakan Algoritma C5,” Telematika, vol. 16, no. 2, p. 81, 2020, doi: 10.31315/telematika.v16i2.3181.

[7] S. Ramadhani and S. R. First, "A Review Comparative Mammography Image Analysis on Modified CNN Deep Learning Method," Indones. J. Artif. Intell. Data Min., vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2020.

[8] C. Yuan, Y. Yang, and Y. Liu, "Sports decision-making model based on data mining and neural network," Neural Comput. Appl., vol. 0123456789, 2020, doi: 10.1007/s00521-020-05445-x.

[9] A. R. Rao and M. Reimherr, "Non-linear Functional Modeling using Neural Networks," pp. 1–13, 2019.

[10] A. Lomuscio and L. Maganti, "An approach to reachability analysis for feed-forward ReLU neural networks," 2017.

[11] A. M. Hemeida et al., "Nature-inspired algorithms for feed-forward neural network classifiers: A survey of one decade of research," Ain Shams Eng. J., vol. 11, no. 3, pp. 659–675, 2020, doi: 10.1016/j.asej.2020.01.007.

[12] C. J. Tseng, C. J. Lu, C. C. Chang, and G. Den Chen, "Application of machine learning to predict the recurrence-proneness for cervical cancer," Neural Comput. Appl., vol. 24, no. 6, pp. 1311–1316, 2014, doi: 10.1007/s00521-013-1359-1.

[13] I. Fadilla, P. P. Adikara, and R. Setya Perdana, "Klasifikasi Penyakit Chronic Kidney Disease (CKD) Dengan Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM)," J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 2, no. 10, pp. 3397–3405, 2018, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/323365845.

[14] J. Lu, J. Huang, and F. Lu, "Kernel extreme learning machine with iterative picking scheme for failure diagnosis of a turbofan engine," Aerosp. Sci. Technol., vol. 96, p. 105539, 2020, doi: 10.1016/j.ast.2019.105539.

[15] F. Mohanty, S. Rup, B. Dash, B. Majhi, and M. N. S. Swamy, "An improved scheme for digital mammogram classification using weighted chaotic salp swarm algorithm-based kernel extreme learning machine," Appl. Soft Comput. J., vol. 91, p. 106266, 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106266.

[16] D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, "Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN," Comput. Eng. Sci. Syst. J., vol. 4, no. 1, p. 78, 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11458.

[17] S. K. Dirjen et al., "Analisis Pengaruh Data Scaling Terhadap Performa Algoritme Machine Learning untuk Identifikasi Tanaman," J. RESTI, vol. 4, no. 1, pp. 117–122, 2020.

[18] B. G. Marcot and A. M. Hanea, "What is an optimal value of k in k-fold cross-validation in discrete Bayesian network analysis?," Comput. Stat., vol. 36, no. 3, pp. 2009–2031, 2021, doi: 10.1007/s00180-020-00999-9.

[19] S. Saud, B. Jamil, Y. Upadhyay, and K. Irshad, "Performance improvement of empirical models for estimation of global solar radiation in India: A k-fold cross-validation approach," Sustain. Energy Technol. Assessments, vol. 40, no. June, 2020, doi: 10.1016/j.seta.2020.100768.

[20] O. K. Bhatti, A. O. Öztürk, R. Maham, and W. Farooq, "Examining Islamic piety at workplace via an artificial neural network," Cogent Psychol., vol. 8, no. 1, 2021, doi: 10.1080/23311908.2021.1907038.

[21] I. M. Fitriani, D. E. Ratnawati, and S. Anam, "Klasifikasi Senyawa Kimia dengan Notasi Simplified Molecular Input Line Entry System (SMILES) menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM)," J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 3, no. 5, pp. 4516–4524, 2019, [Online]. Available: https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/5275.

[22] Q. She, B. Hu, Z. Luo, T. Nguyen, and Y. Zhang, "A hierarchical semi-supervised extreme learning machine method for EEG recognition," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 57, no. 1, pp. 147–157, 2019, doi: 10.1007/s11517-018-1875-3.

[23] N. Hadianto, H. B. Novitasari, and A. Rahmawati, "Klasifikasi Peminjaman Nasabah Bank Menggunakan Metode Neural Network," J. Pilar Nusa Mandiri, vol. 15, no. 2, pp. 163–170, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i2.658.

[24] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," J. Sains Komput. Inform., vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.

[25] A. Luque, A. Carrasco, A. Martín, and A. de las Heras, "The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix," Pattern Recognit., vol. 91, pp. 216–231, 2019, doi: 10.1016/j.patcog.2019.02.023.