

Sistem Penunjang Keputusan Untuk Mendeteksi Tingkat Keparahan Cedera Panggul Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

Adam Fahmi Khariri¹, Monika Refiana Nurfadila², Dian Candra Rini Novitasari^{3*}

^{1,2,3} Program Studi Matematika, UIN Sunan Ampel Surabaya
Jl. Ahmad Yani No.117, Jemur Wonosari, Kec. Wonocolo, Kota SBY, Jawa Timur 60237,
Indonesia

e-mail: ¹adamfahmikhariri@gmail.com, ²monikarefiana00@gmail.com, ³diancrini@uinsby.ac.id

Informasi Artikel

Diterima: 24-02-2022

Direvisi: 24-08-2022

Disetujui: 15-09-2022

Abstrak

Cedera panggul dan acetabular merupakan cedera yang jarang terjadi, terhitung sekitar 3% hingga 8% dari semua cedera. Meskipun angka kematian cedera panggul hanya terbatas pada 1-2%, apabila disertai dengan perdarahan intra-abdominal atau pada intracranial menimbulkan kematian tertinggi yaitu 50%. Kematian akibat cedera panggul terbilang tinggi ketika penanganan awal dan akurat tidak diperhatikan. Pada penelitian ini dilakukan bertujuan mendeteksi tingkat keparahan penderita cedera panggul menggunakan adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). Bertujuan membantu medis dalam memberikan penanganan sesuai dengan tingkat keparahan cedera panggul. Penelitian dengan metode ANFIS untuk mendeteksi keparahan cedera panggul mendapatkan nilai error dengan confusion matrix yang bernilai kecil yaitu 0.3362, sehingga menghasilkan akurasi sebesar 98,1%, presisi sebesar 97.7%, serta nilai dari sensitifitas dan F-skor sebesar 100% dan pada penelitian lain yang menggunakan ANN (Artificial Neural Network) menghasilkan keakuratan deteksi sebesar 87% dan area under the curve (AUC) sebesar 0.94.

Kata Kunci: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Confusion Matrix, Cedera Panggul

Abstract

Pelvic injury and acetabular is a rare type of injury, around 3% to 8% from all of injury that occurred. Despite the amount death rate of pelvic injury is limited by 1-2%, but death rate increase to 50% if the injury has a hemorrhage in intra-abdominal or intracranial. Death rate caused by pelvic injury is high if the injury undetected and undiscovered earlier. This research is conducted to detect pelvic injury using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with intended to help medical staff give the management of injury in accordance to severity level of pelvic injury. Research using the ANFIS method to detect the severity of pelvic injury gets an error value with a small confusion matrix of 0.3362, resulting in an accuracy of 98.1%, a precision of 97.7%, and the value of sensitivity and F-score of 100% and in the past research that conducted, produce 87% ANN (Artificial Neural Network) accuracy score and 0.94 area under the curve (AUC).

Keywords: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Confusion Matrix, Pelvic Injury

1. Pendahuluan

Kasus cedera menjadi permasalahan di negara berkembang, tercatat kematian yang diakibatkan cedera sebesar 8,4 juta atau sekitar 90% (Chatimah et al., 2021) dan kecelakaan serta cedera yang disebabkan pekerjaan menjadi masalah yang serius dalam kesehatan masyarakat saat ini (Jafari et al., 2019). Secara global kematian pria dua kali lipat dibandingkan wanita akibat cedera (Chatimah et al., 2021). Hal

ini menjadikan cedera sebagai penyebab utama 5 juta kematian dan kecacatan di dunia setiap tahun (Ansari, 2021).

Mekanisme cedera yang paling umum adalah kecelakaan lalu lintas dengan 50,1% diikuti oleh jatuh sebanyak 22,3% dan jalanan merupakan tempat kecelakaan yang paling umum dengan angka 57,5% untuk cedera (Azami-aghdash et al., 2017). Sedangkan anatomi tubuh manusia yang sering mengalami



cedera adalah otot pergelangan kaki, bahu, tulang kering, siku, lutut, punggung, achilles tendon, hamstring dan otak. Pasien yang terkena cedera akan mengalami proses inflamasi yang menunjukkan tubuh melakukan pertahanan diri secara alami. Namun, jika proses inflamasi terjadi dalam kurun waktu yang lama akan menyebabkan rusaknya jaringan pada tubuh. Menurut *injury severity score (ISS)*, tingkat keparahan cedera diukur dengan nilai 0 sampai 75 yang dikelompokkan menjadi empat yaitu cedera ringan bernilai < 9, cedera sedang bernilai 9 - 15, cedera berat bernilai 16-24, dan cedera parah bernilai ≥ 25 (Javali et al., 2019).

Cedera panggul dan acetabular merupakan cedera yang jarang terjadi, terhitung sekitar 5% hingga 16% dari semua cedera (Veerappa et al., 2020). Meskipun angka kematian cedera panggul hanya terbatas pada 1-2%, apabila disertai dengan pendarahan intra-abdominal atau pada intracranial menimbulkan kematian tertinggi yaitu 50%. Cedera panggul meningkatkan resiko penyakit psikologi seperti posttraumatic stress disorder (PTSD), depresi, dan penggunaan obat-obatan (McMinn & Thomas, 2020). Tercatat 25% pasien cedera panggul mengalami polytrauma (Chatimah et al., 2021). Polytrauma merupakan kondisi trauma yang terjadi pada dua atau lebih pada bagian tubuh dan terjadi kenaikan tingkat kematian dari 5% ke 46% akibat polytrauma pada penderita cedera panggul yang disertai pendarahan (Tosounidis et al., 2017) dan dapat menyebabkan 5-20% dari penderita cedera panggul mengalami ketidakstabilan hemodinamik (Fu et al., 2019).

Terjadinya cedera panggul akan diikuti dengan rasa nyeri dan peradangan. Nyeri dan peradangan akan timbul pada sendi panggul dan otot-otot di sekitar panggul. Keadaan nyeri yang timbul diakibatkan karena bursitis pada panggul memproduksi banyak cairan synovial yang meningkatkan tekanan pada bursa. Sehingga keadaan tersebut menimbulkan pembengkakan yang terasa nyeri.

Penyebab utama cedera panggul adalah kecelakaan, seperti kecelakaan kendaraan atau jatuh dari ketinggian (Horiguchi, 2019). dengan masing masing kasus terjadi sebanyak 67.1% dan 15.1%. Sedangkan cedera karena terlindas, kecelakaan forklift, kecelakaan sepeda, dan cedera tusukan merupakan penyebab lain dari cedera panggul (Mi et al., 2021). Sedangkan, penyebab utama kematian dari penderita cedera panggul disebabkan pendarahan dan komplikasi, oleh karena pada panggul mengandung volume darah yang tinggi (Yoon et al., 2021). seperti penurunan tekanan darah dan volume darah, ketidakstabilan hemodinamik, kehilangan perfusi darah, ketidakseimbangan

mekanisme imun, bahkan kegagalan beberapa organ (Jiang et al., 2019).

Berdasarkan dataset penelitian dari Group of Applied Research in Orthopedics terdapat 6 variabel yang merupakan indikator seseorang mengalami cedera panggul yaitu *pelvic tilt (PT)*, *pelvic insiden (PI)*, *lordosis angle (LA)*, *sacral slope (PT)*, *pelvic radius (PR)*, dan *degree of spondylolisthesis (DS)*. Indikator tersebut merupakan resiko dari faktor penyebab nyeri kronis yang telah diidentifikasi sebagai kondisi dari pola cedera panggul, namun resiko kematian pada penderita cedera panggul kurang mendapat perhatian, terutama pasien yang tidak memiliki asuransi (Bolorunduro et al., 2013). Penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi tingkat keparahan penderita cedera panggul menggunakan adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS).

ANFIS merupakan kombinasi antara logika fuzzy dengan neural network untuk pemodelan digunakan pertama kali oleh Athanassopoulos dan Curram untuk klasifikasi dan prediksi. Dimana pengolahan data pada *Artificial Neural Network* dengan memproses informasi pada setiap elemen secara sederhana yang melewati beberapa sambungan penghubung (Rohmawan, 2018). Sedangkan, ANFIS adalah multilayer atau jaringan adaptatif yang berdasarkan pada logika fuzzy untuk memberikan gambaran hasil dari masukan variabel. Dengan kemampuan untuk menggabungkan sistem fuzzy dengan sistem jaringan, ANFIS dapat menghasilkan model numerik sekaligus aliran prediksi dengan kuat (Samiei et al., 2019). Dapat dikatakan bahwa ANFIS memiliki akurasi cukup bagus dalam memprediksi atau mendiagnosis (Dewi & Muslikh, 2013). Bahwa kemampuan logika fuzzy juga telah digunakan pada banyak penyelesaian masalah kompleks dalam pemodelan, prediksi, dan artificial intelligence (Samiei et al., 2019). Jika dibandingkan dengan metode lain seperti *decision tree*, memiliki algoritma yang berbeda yaitu dengan memilih satu nilai untuk digunakan sebagai node akar, selanjutnya membuat cabang dari setiap nilai dan membagi kasus dalam cabang tersebut hingga kasus-kasus tersebut terkelompokkan dalam kelas yang sama (Rohmawan, 2018).

Terdapat beberapa penelitian yang telah menggunakan ANFIS sebagai klasifikasi antara lain deteksi dan segmentasi tumor otak Glioma berbasis fusi menggunakan klasifikasi ANFIS bahwa data citra otak diklasifikasikan menjadi citra otak normal dan citra otak Glioma (Selvapandian & Manivannan, 2018), klasifikasi virus RNA otomatis menggunakan metode entropy-ANFIS bahwa metode tersebut menghasilkan rasio klasifikasi pada RNA virus

sebesar 95,12% (Dogantekin et al., 2013). Penelitian untuk mendeteksi cedera panggul juga telah dilakukan sebelumnya dengan metode yang berbeda seperti CT-scan (Donohue et al., 2018), deteksi cedera olahraga pada panggul menggunakan diagnostic imaging (Atinga et al., 2018). Klasifikasi cedera panggul juga telah dilakukan dengan World Society of Emergency Surgery (WSES) yang merupakan pengumpulan data hasil operasi pasien cedera panggul dari seluruh dunia (Coccolini et al., 2017), dan metode Young-Burgess dan Tile pada tahun 1998 (Mulder et al., 2019). Penelitian yang dilakukan oleh Young-Burgess adalah mengklasifikasi cedera panggul berdasarkan mekanisme dan tingkat keparahan. Sedangkan yang dilakukan Tile adalah dengan membagi jenis cedera menjadi 3 bagian yaitu stabil, tidak stabil, dan sangat tidak stabil (Zhang & Hou, 2018). Penelitian lain juga telah dilakukan terkait deteksi cedera panggul namun dengan objek spesifik yaitu wanita usia lanjut dengan indikator *bone mineral density* (BMD), *lumbar spine*, faktor klinis dan gaya hidup menggunakan ANN (Artificial Neural Network) yang menghasilkan keakuratan deteksi sebesar 87% dan *area under the curve* (AUC) sebesar 0.94 (Ho-Le et al., 2017).

Terkait urgensi dan berdasarkan dari beberapa penelitian sebelumnya, kondisi cedera panggul yang harus mendapat penanganan khusus maka dibutuhkan penelitian dalam mendeteksi tingkat keparahan cedera panggul. Dalam mendeteksi tingkat keparahan cedera panggul dapat dilihat dari beberapa kondisi dari tulang belakang antara lain kondisi pelvic tilt, pelvic insiden, lordosis angle, sacral slope, pelvic radius dan degree of spondylolisthesis. Pada penelitian ini menggunakan ANFIS untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan cedera panggul. Metode ANFIS dipilih dalam penelitian ini sebab mengacu pada penelitian terdahulu bahwa metode ini cocok dalam proses klasifikasi.

Dengan dasar fuzzy Sugeno Inference system yang mengintegrasikan logika fuzzy dengan kemampuan ANN yang diimplementasikan dari "if and then" fuzzy rules (Damodara & Thakur, 2021; Suwanto et al., 2019). Terdapat 5 lapisan atau layer dalam proses ANFIS yang memiliki fungsi tersendiri.

Algoritma ANFIS seperti penurunan gradien dan perambatan mundur yang digunakan untuk melatih data berdasarkan artificial neural network (Adyanti et al., 2017). Tahap pertama yang digunakan pada ANFIS adalah "if then" rules dari fuzzy inference system (Novitasari et al., 2020).

$$\text{Rule 1 : if } (x \text{ is } A_1) \text{ and } (y \text{ is } B_1) \text{ then } f_1 \\ = p_1 x + q_1 y_{r_1}$$

$$\text{Rule 2 : if } (x \text{ is } A_2) \text{ and } (y \text{ is } B_2) \text{ then } f_2 \\ = p_2 x + q_2 y + r_2$$

Dimana

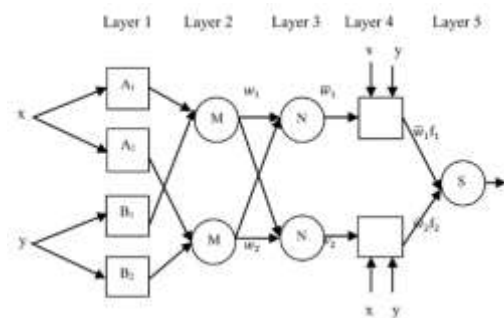
x, y = Data masukan

A_1, A_2 = Himpunan fuzzy

f_1, f_2 = Keluaran (hasil)

p_1, q_1, r_1 = Parameter (variabel)

Pada inference system ini output tiap rule adalah kombinasi linear dari input variabel yang ditambahkan berdasarkan aturan konstan. Output penyelesaiannya adalah rata-rata terbanyak dari tiap rules (Amara et al., 2018).



Sumber : (Ziasabounchi & Askerzade, 2014)

Gambar 1. Arsitektur ANFIS

Berdasarkan Gambar 1, ditunjukkan arsitektur ANFIS, terdapat lima lapisan dalam proses ANFIS. Dalam lima lapisan tersebut masing-masing memiliki proses perhitungan yang berbeda yang akan dijelaskan sebagai berikut:

Lapisan 1 : Terjadi proses fuzzyfikasi yang memetakan data masukan kedalam himpunan fuzzy. Dalam tahap ini akan dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan fuzzy yang ditransformasikkan ke himpunan klasik dengan derajat tertentu. Macam fungsi keanggotaan yang digunakan adalah generalized-bell.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{\sigma} \right|^2} \dots \dots \dots (1)$$

Dimana, c = mean (rata-rata)
 σ = standard deviasi

Lapisan 2 : Hasil perkalian dari semua sinyal yang masuk. Dimana masing-masing keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan dari aturan fuzzy. Dalam lapisan kedua ini mencari nilai bobot (\bar{w}).

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2, \dots \dots \dots (2)$$

Lapisan 3 : Nilai bobot (\bar{w}) dari setiap node di normalisasikan.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{\overline{(w_i)}}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \dots \dots \dots (3)$$

Lapisan 4 : Mengubah hasil himpunan fuzzy ke dalam himpunan crisp.

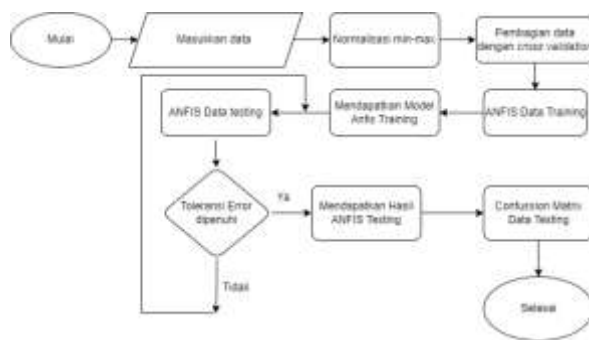
$$O_i^4 = \overline{(w_i)} f_i = \overline{(w_i)} (p_i x + q_i y + r_i), i = 1, 2, \dots \dots (4)$$

Lapisan 5 : Hanya terdapat satu node tetap yang menghitung jumlah keseluruhan output.

$$O_i^5 = \sum_i \overline{(w_i)} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \dots \dots \dots (5)$$

2. Metode Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini digambarkan dengan diagram alir seperti pada gambar dibawah ini.



Gambar 2. Flowchart ANFIS

Berdasarkan Gambar 2, bahwa langkah-langkah dalam penelitian ini sebagai berikut :

a. Masukkan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari kumpulan data biomedis yang dibuat dan telah diolah oleh Dr. Henrique da Mota selama berada di Group of Applied Research in Orthopedics. Data tersebut dapat diakses pada website kaggle (Lupum, 2 C.E.), dimana dalam data tersebut terdapat 2 kelas yaitu normal (tidak terkena cedera panggul) dan abnormal (terkena cedera panggul), dimana kelas normal dimisalkan dengan 0 dan kelas abnormal dimisalkan dengan 1. Total keseluruhan data sebanyak 310. Terdapat 6 variabel yang merupakan input sebagai berikut:

- 1) Pelvic tilt (kemiringan panggul)
- 2) Pelvic insiden (sudut panggulakral)
- 3) Lordosis angle (sudut lordosis)
- 4) Sacral slope (kemiringan sakral)
- 5) Pelvic radius (radius panggul)
- 6) Degree of spondylolisthesis (derajat spondilolitesis)
- 7) Output, jika 0 maka kondisi normal sedangkan 1 maka kondisi abnormal

Dalam memproses data diatas diperlukan pembagian data menjadi data training dan data testing menggunakan

perangkat lunak atau *software* MATLAB 2017b. Pembagian data tersebut menggunakan *k-fold cross validation*, dimana metode tersebut memiliki parameter tunggal yang beracuan pada jumlah data yang akan dibagi menjadi sampel data training dan testing.

b. Normalisasi Min-Max

Normalisasi min-max adalah metode transformasi linier pada data asli. Normalisasi dilakukan ketika data yang digunakan memiliki rentang yang tidak linier, sebab jika tidak dilakukan normalisasi data akan mempengaruhi hasil akurasi. Min-max dirumuskan sebagai berikut:

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} \dots \dots \dots (6)$$

Dimana v adalah nilai asli dari salah satu data yang dipilih, sedangkan \min_A dan \max_A merupakan nilai minimum dan maksimum dari atribut serta v' merupakan transformasi dari nilai v yang dalam rentang $[0, 1]$ (Jain et al., 2018).

c. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu metode pada machine learning yang memuat informasi nilai aktual dan nilai prediksi dalam klasifikasi. Dalam confusion matrix akan diperoleh nilai akurasi, nilai presisi, nilai sensitifitas dan F-skor (Jain et al., 2018). Confusion matrix direpresentasikan ke dalam bentuk tabel sebagai berikut:

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas Aktual	Kelas Prediksi	
	P	N
P	TP	FN
N	FP	TN

Sumber : (Luque et al., 2019).

Berdasarkan Tabel 1, telah dipaparkan secara umum tabel *confusion matrix* dengan dua kelas. Dimana penjelasan dari isi tabel *confusion matrix* sebagai berikut :

- Kelas Aktual : Kelas asli dari data
- Kelas Prediksi : Kelas hasil prediksi dari data
- P : Data Positif
- N : Data negatif
- TP : Data positif yang diprediksi benar
- TN : Data negatif yang diprediksi benar

FP :Data prediksi negatif yang masuk dalam data positif
FN :Data prediksi positif yang masuk dalam data negatif

Akurasi merupakan rasio jumlah total dari prediksi yang benar, dinyatakan sebagai berikut :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \dots\dots\dots(7)$$

Presisi merupakan takaran ketepatan jika kelas tertentu sudah diprediksi yang dinyatakan sebagai berikut :

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(8)$$

Sensitifitas merupakan takaran kemampuan model prediktif dalam menentukan kelas tertentu yang diperoleh dari kumpulan data. Dinyatakan dalam rumus :

$$Sensitifitas = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(9)$$

F-skor diperoleh dari rata-rata antara presisi dan sensitifitas.

$$F - skor = \frac{2 \times presisi \times sensitifitas}{presisi+sensitifitas} \dots\dots(10)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan data yang telah diperoleh dilakukan tahapan normalisasi data dengan menggunakan transformasi linier pada data. Pada tahap normalisasi yang di transformasi linear hanya 6 variabel saja untuk target data tidak perlu ditransformasi. Setelah dilakukannya proses perhitungan normalisasi diperoleh hasil sebagai berikut :

Tabel 2. Hasil Normalisasi

No	x_1	x_2	x_3	...	x_6	Kelas
1	0.35	0.51	0.22	...	0.02	0
2	0.12	0.29	0.09	...	0.03	0
3	0.41	0.51	0.32	...	0.01	0
4	0.41	0.55	0.27	...	0.05	0
.				...		
.						
308	0.34	0.53	0.28	...	0.01	1
309	0.18	0.27	0.24	...	0.02	1
310	0.07	0.20	0.20	...	0.02	1

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh nilai dari hasil normalisasi data dalam rentang 0 sampai dengan 1. Tahap selanjutnya yaitu proses membagi data training dan data testing. Digunakan k-fold cross-validation dengan 6 ruas untuk pembagian data. Output dari proses data

testing dalam ANFIS, diperoleh bahwa data yang paling memenuhi dari 6 ruas yang telah diproses adalah ruas ke 3. Dengan hasil sebagai berikut.

Data training diproses terlebih dahulu dalam ANFIS untuk mendapatkan pola atau model terbaik dalam klasifikasi. Setelah mendapatkan model terbaik, data testing dimasukkan ke dalam model tersebut. Output dari proses data testing dalam ANFIS di tunjukkan dalam Gambar 1 dan Tabel 3 dibawah ini.

Tabel 3. Hasil Confusion Matrix

Nilai Aktual	Nilai Prediksi	
	Normal	Abnormal
Normal	43	0
Abnormal	1	8

Berdasarkan tabel 3, bahwa total 43 pasien pada data testing termasuk dalam kondisi normal. Dalam tabel confusion matrix terlihat bahwa hasil klasifikasi pada class 0 terdapat 44 pasien dengan cedera panggul dan 43 pasien dengan klasifikasi benar dengan kondisi normal dan 1 pada pasien salah klasifikasi. Sedangkan dalam data testing yang termasuk class 1 terindikasi hasil klasifikasi benar terdapat 8 pasien yang tidak mengalami cedera panggul dengan 8 klasifikasi benar dan 0 pasien yang salah klasifikasi. Dengan demikian, hasil dari confusion matrix dapat diproses untuk menentukan nilai akurasi, presisi, sensitifitas, dan F-skore.

$$Akurasi = \frac{43+18}{43+1+0+18} \times 100\% = 98.1\%$$

$$Presisi = 43/(1 + 43) \times 100\% = 97.7\%$$

$$Sensitifitas = 8/(0 + 8) \times 100\% = 100\%$$

$$F - skor = \frac{2 \times 97.7\% \times 100\%}{97.7\% + 100\%} = 100\%$$

Berdasarkan perhitungan akurasi mendapatkan hasil 98.1%. Untuk hasil dari presisi yaitu 97.7%. Hasil dari sensitifitas dan f-skor pada confusion matrix diperoleh masing-masing 100%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pengklasifikasian dengan metode ANFIS memiliki keakuratan yang tinggi. Dengan demikian, metode ANFIS akurat dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan cedera panggul.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dalam mendeteksi tingkat keparahan cedera panggul menggunakan metode Adaptive Neuro

Fuzzy Inference System didapatkan nilai error yang terbilang kecil sebesar 0.3362 serta nilai akurasi yang hampir sempurna yaitu 98.1%. Selain itu, didapatkan nilai presisi sebesar 97.7%, recall atau sensitifitas dan F-score sebesar 100%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System cocok dalam mengkalsifikasikan tingkat keparahan cedera panggal.

Referensi

- Adyanti, D. A., Asyhar, A. H., Novitasari, D. C. R., Lubab, A., & Hafiyusholeh, M. (2017). Forecasts marine weather on java sea using hybrid methods: Ts-anfis. *International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 4(September), 492–497. <https://doi.org/10.11591/eecsi.4.1114>
- Amara, K., Fekik, A., & Hocine, D. et al. (2018). Improved Performance of a PV Solar Panel with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System ANFIS based MPPT. *7th International IEEE Conference on Renewable Energy Research and Applications, ICRERA 2018*, 5, 1098–1101. <https://doi.org/10.1109/ICRERA.2018.8566818>
- Ansari, H. (2021). Investigation of the Leading Causes of Injury and Violence in South-East Iran. *Journal of Surgery and Trauma*, 9(3), 117–125. <https://doi.org/10.32592/jsurgery.2021.9.3.104>
- Atinga, A., Shekkeris, A., & Fertleman, M. et al. (2018). Trauma in the elderly patient. *British Journal of Radiology*, 91(1087), 1–10. <https://doi.org/10.1259/bjr.20170739>
- Azami-aghdash, S., Sadeghi-bazargani, H., & Shabaninejad, H. (2017). Injury epidemiology in Iran: a systematic review. *Journal of Injury and Violence Research*, 9(1), 27–40. <https://doi.org/10.5249/jivr.v9i1.852>
- Bolorunduro, O. B., Haider, A. H., & Oyetunji, T. A. et al. (2013). Disparities in trauma care: Are fewer diagnostic tests conducted for uninsured patients with pelvic fracture? *American Journal of Surgery*, 205(4), 365–370. <https://doi.org/10.1016/j.amjsurg.2012.10.026>
- Chatimah, C., Pratiwi, I. D., & Al Husna, C. H. (2021). Correlation between trauma and injury severity score and prognosis in patients with trauma. *Journal of Taibah University Medical Sciences*, 16(6), 807–811. <https://doi.org/10.1016/j.jtumed.2021.06.005>
- Coccolini, F., Stahel, P. F., & Montori, G. et al. (2017). Pelvic trauma: WSES classification and guidelines. *World Journal of Emergency Surgery*, 12(1), 1–18. <https://doi.org/10.1186/s13017-017-0117-6>
- Damodara, K., & Thakur, A. (2021). Adaptive Neuro Fuzzy Inference System based Prediction of Chronic Kidney Disease. *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2021*, 973–976. <https://doi.org/10.1109/ICACCS51430.2021.9441989>
- Dewi, C., & Muslikh, M. (2013). Perbandingan Akurasi Backpropagation Neural Network dan ANFIS Untuk Memprediksi Cuaca. *Journal of Scientific Modeling & Computation*, 1(1), 7–13.
- Dogantekin, E., Avci, E., & Erkus, O. (2013). Automatic RNA virus classification using the Entropy-ANFIS method. *Digital Signal Processing: A Review Journal*, 23(4), 1209–1215. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2013.01.011>
- Donohue, D., Decker, S., & Ford, J. et al. (2018). Opportunistic CT screening for osteoporosis in patients with pelvic and acetabular trauma: Technique and potential clinical impact. *Journal of Orthopaedic Trauma*, 32(8), 408–413. <https://doi.org/10.1097/BOT.0000000000001231>
- Fu, C. Y., Chan, S. Y., & Wang, S. Y. et al. (2019). The effect of angioembolization for life-threatening retroperitoneal hemorrhage in patients with pelvic fracture. *American Journal of Emergency Medicine*, 37(4), 603–607. <https://doi.org/10.1016/j.ajem.2018.06.043>
- Ho-Le, T. P., Center, J. R., & Eisman, J. A. et al. (2017). Prediction of hip fracture in post-menopausal women using artificial neural network approach. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 4207–4210. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2017.8037784>
- Horiguchi, A. (2019). Management of male pelvic fracture urethral injuries: Review and current topics. *International Journal of Urology*, 26(6), 596–607. <https://doi.org/10.1111/iju.13947>
- Jafari, M. J., Barkhordari, A., Eskandari, D., & Mehrabi, Y. (2019). Relationships between certain individual characteristics and occupational accidents. *International Journal of Occupational Safety and*

- Ergonomics*, 25(1), 61–65.
<https://doi.org/10.1080/10803548.2018.1502232>
- Jain, S., Shukla, S., & Wadhvani, R. (2018). Dynamic selection of normalization techniques using data complexity measures. *Expert Systems with Applications*, 106, 252–262.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.04.008>
- Javali, R. H., Krishnamoorthy, & Patil, A. et al. (2019). Comparison of injury severity score, new injury severity score, revised trauma score and trauma and injury severity score for mortality prediction in elderly trauma patients. *Indian Journal of Critical Care Medicine*, 23(2), 73–77.
<https://doi.org/10.5005/jp-journals-10071-23120>
- Jiang, L. M., He, J., & Xi, X. Y. et al. (2019). Effect of early restrictive fluid resuscitation on inflammatory and immune factors in patients with severe pelvic fracture. *Chinese Journal of Traumatology - English Edition*, 22(6), 311–315.
<https://doi.org/10.1016/j.cjtee.2019.07.008>
- Lupum, C. (2 C.E.). *Vertebral Column DataSet*. Diambil Pada 14 November 2021.
- Luque, A., Carrasco, A., Martín, A., & de las Heras, A. (2019). The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix. *Pattern Recognition*, 91, 216–231.
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.02.023>
- McMinn, K. R., & Thomas, E. V. et. a. (2020). Psychological morbidity and functional impairment following traumatic pelvic injury. *Injury*, 51(4), 978–983.
<https://doi.org/10.1016/j.injury.2020.02.038>
- Mi, M., Kanakaris, N. K., Wu, X., & Giannoudis, P. V. (2021). Management and outcomes of open pelvic fractures: An update. *Injury*, 52(10), 2738–2745.
<https://doi.org/10.1016/j.injury.2020.02.096>
- Mulder, M. B., Maggart, M. J., & Yang, W. J. et al. (2019). Outcomes of Pediatric Pelvic Fractures: A Level I Trauma Center's 20-Year Experience. *Journal of Surgical Research*, 243, 515–523.
<https://doi.org/10.1016/j.jss.2019.07.011>
- Novitasari, D. C. R., Rohayani, H., Suwanto, Arnita, Rico, Junaidi, R., Setyowati, R. D. N., Pramulya, R., & Setiawan, F. (2020). Weather Parameters Forecasting as Variables for Rainfall Prediction using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) and Support Vector Regression (SVR). *Journal of Physics: Conference Series*, 1501(1).
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1501/1/012012>
- Rohmawan, E. P. (2018). Menggunakan Metode Desicion Tree. *Jurnal Ilmiah MATRIK*, 20(1), 21–30.
- Samiei, S., Alefi, M., Alaei, Z., & Pourbabaki, R. (2019). Risk factors of low back pain using adaptive neuro-fuzzy. *Archives of Occupational Health*.
- Selvapandian, A., & Manivannan, K. (2018). Fusion based Glioma brain tumor detection and segmentation using ANFIS classification. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 166, 33–38.
<https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.09.006>
- Suwanto, S., Bisri, M. H., Novitasari, D. C. R., & Asyhar, A. H. (2019). Classification of EEG Signals using Fast Fourier Transform (FFT) and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Matematika "MANTIK,"* 5(1), 35–44.
<https://doi.org/10.15642/mantik.2019.5.1.35-44>
- Tosounidis, T. H., Sheikh, H. Q., Kanakaris, N. K., & Giannoudis, P. V. (2017). The use of external fixators in the definitive stabilisation of the pelvis in polytrauma patients: Safety, efficacy and clinical outcomes. *Injury*, 48(6), 1139–1146.
<https://doi.org/10.1016/j.injury.2017.03.033>
- Veerappa, L. A., Tippannavar, A., Goyal, T., & Purudappa, P. (2020). A systematic review of combined pelvic and acetabular injuries. <https://doi.org/10.1016/j.jcot.2020.09.017>
- Yoon, Y. C., Ma, D. S., Lee, S. K., Oh, J. K., & Song, H. K. (2021). Posterior pelvic ring injury of straddle fractures: Incidence, fixation methods, and clinical outcomes. *Asian Journal of Surgery*, 44(1), 59–65.
<https://doi.org/10.1016/j.asjsur.2020.03.021>
- Zhang, Y., & Hou, Z. (2018). Classification of Pelvic Ring Fracture and Dislocation. In *Clinical Classification in Orthopaedics Trauma*. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6044-1_7
- Ziasabounchi, N., & Askerzade, I. (2014). ANFIS based classification model for heart disease prediction. *International Journal of Electrical & Computer Sciences IJECS-IJENS*, 14(02), 7–12.