Kinerja kecerdasan buatan dalam mendeteksi fraktur tulang pada hasil radiografi : Sistematik Literatur Review

Stevany Nurifin

RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

Abstract

Background: artificial intelligence (AI), is currently very widely used in various lines of human life, including in the health sector. Dalam ilmu radiologi peran AI sudah mulai dilibatkan dalam interpretasi pembacaan hasil pencitraan radiologi dengan tujuan agar penegakana diagnosis radiologis dapat berjalan lebih efisien.
Purpose: To assess the performance of artificial intelligence in detecting human bone fractures on rediological imaging results.
Method: A systematic literature review method using the PUBMED search application with a publication time span of the last 5 years using search *queries* ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("bone fracture detection" OR "fracture detection" OR "bone injury detection") AND ("X-ray" OR "radiograph") AND ("sensitivity" OR "diagnosis speed "OR" cost efficency).
Result: The results of the search found 27 manuscripts that were included in the inclusion criteria, where it can be seen that the use of AI in the field of radiology has been carried out in many countries, not only for x-ray radiology imaging, but also for CT Scan, and MRI imaging, which are applied to various bone fractures and have also been compared in speed and effectiveness for diagnosis using human radiologists.
Conclusion: From this study, it can be concluded that the artificial intelligence method has a fairly good ability in identifying human bone fractures on radiological images, which can help clinicians to avoid misdiagnosis and speed up the time to establish the diagnosis.

Keywords: AI; Artificial Intelligence; CT Scan; MRI; Radiology; X- Ray.

Pendahuluan: Kecerdasan buatan atau yang sering dikenal dengan artificial inteligent (AI), saat ini sudah sangat luas sekali digunakan dalam berbagai lini kehidupan manusia, termasuk di bidang kesehatan. Dalam ilmu radiologi peran AI sudah mulai dilibatkan dalam interpretasi pembacaan hasil pencitraan radiologi dengan tujuan agar penegakana diagnosis radiologis dapat berjalan lebih efisien.
Tujuan: Penelitian ini bertujuan untuk menilai kinerja kecerdasan buatan dalam mendeteksi fraktur tulang manusia pada hasil pencitraan radilogis.
Metode: Studi ini dilakukan dengan metode sistematik literatur review menggunakan aplikasi pencarian PUBMED dengan rentang waktu publikasi 5 tahun terakhir menggunakan *query* pencarian ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("bone fracture detection" OR "fracture detection" OR "bone injury detection") AND ("X-ray" OR "radiograph") AND ("sensitivity" OR "diagnosis speed "OR" cost efficency").
Hasil: Hasil penelusuran ditemukan 27 naskah yang masuk dalam kriteria inklusi, dimana terlihat bahwa penggunaan AI dalam bidang radiologi sudah dilakukan di banyak negara, tidak hanya untuk pencitraan radiologi x ray, namun juga pada pencitraan CT Scan, dan MRI, yang diaplikasikan pada berbagai fraktur tulang serta telah pula dilakukan perbandingan kecepatan dan efektifitasnya terhadap diagnosis menggunakan radiolog manusia.
Simpulan: Dari studi ini dapat disimpulkan bahwa metode kecerdasan buatan memiliki kemampuan yang cukup baik dalam melakukan identifikasi fraktur tulang manusia pada gambaran radiologik, hal ini dapat membantu klinisi untuk menghindari kesalahan diagnosis dan mempercepat waktu penegakan diagnosis.

Kata Kunci: AI; CT Scan; Kecerdasan Buatan; MRI; Radiologi; X- Ray.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi dalam bidang radiologi telah mengalami transformasi signifikan selama beberapa dekade terakhir (van Leeuwen, Schalekamp, Rutten, van Ginneken, & de Rooij, 2021). Digitalisasi gambar radiologi telah

memungkinkan visualisasi yang lebih jelas dan analisis yang lebih mendetail, sehingga meningkatkan akurasi diagnosa dan efisiensi operasional dalam praktik klinis (Naik, Rallapalli, Krishna, Vellara, KShetty, Patil, & Somani, 2021). Radiologi memegang peranan krusial dalam diagnosis medis, terutama dalam mendeteksi fraktur tulang yang merupakan salah satu cedera muskuloskeletal paling umum (Hussain, Mubeen, Ullah, Shah, Khan, Zahoor, & Sultan, 2022). Identifikasi yang tepat dan cepat dari fraktur tulang melalui radiografi sangat penting untuk perencanaan pengobatan yang efektif dan pemulihan pasien yang optimal (Qamar, Evans, Gibney, Redmond, Nasir, Wong, & Nicolaou, 2021).

Seiring dengan kemajuan ini, kecerdasan buatan atau artificial inteligen (AI) telah muncul sebagai teknologi revolusioner yang menjanjikan dalam berbagai bidang medis (Rossi, Rojas-Perilla, Krois, & Schwendicke, 2022). AI menawarkan potensi besar untuk memperbaiki hasil diagnostik melalui algoritma canggih yang mampu menganalisis data dalam jumlah besar dengan kecepatan dan akurasi tinggi (Mirbabaie, Stieglitz, & Frick, 2021). Aplikasi AI dalam interpretasi gambar medis, khususnya radiografi, telah menjadi fokus utama banyak penelitian (Rezazade Mehrizi, van Ooijen, & Homan, 2021). Kemampuan AI untuk memberikan analisis konsisten dan mengurangi variabilitas yang disebabkan oleh faktor manusia menjadikannya alat yang berharga dalam mendukung keputusan klinis (Abass, Itua, Bature, & Eruaga, 2024).

Namun, meskipun potensi AI sangat besar, adopsi luas teknologi ini dalam praktik klinis memerlukan evaluasi yang mendalam mengenai kinerjanya dibandingkan dengan metode konvensional (de Hond, Leeuwenberg, Hooft, Kant, Nijman, van Os, & Moons, 2022).

METODE

Desain sistematik literatur review (SLR) dengan tujuan untuk mengevaluasi kinerja kecerdasan buatan (AI) dalam mendeteksi fraktus tulang pada hasil radiografi. Kerangka kerja PICOS (Population, Intervention, Compariso-n, Outcome, Study Design) digunakan untuk menyusun pertanyaan penelitian dan menentukan kriteria inklusi serta eksklusi studi yang relevan.

Pencarian literatur dilakukan menggunakan basis data PUBMED dengan *query* pencarian sebagai berikut : ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("bone fracture detection" OR "fracture detection" OR "bone injury detection") AND ("X-ray" OR "radiograph") AND ("sensitivity" OR "diagnosis speed “OR” cost efficency”)

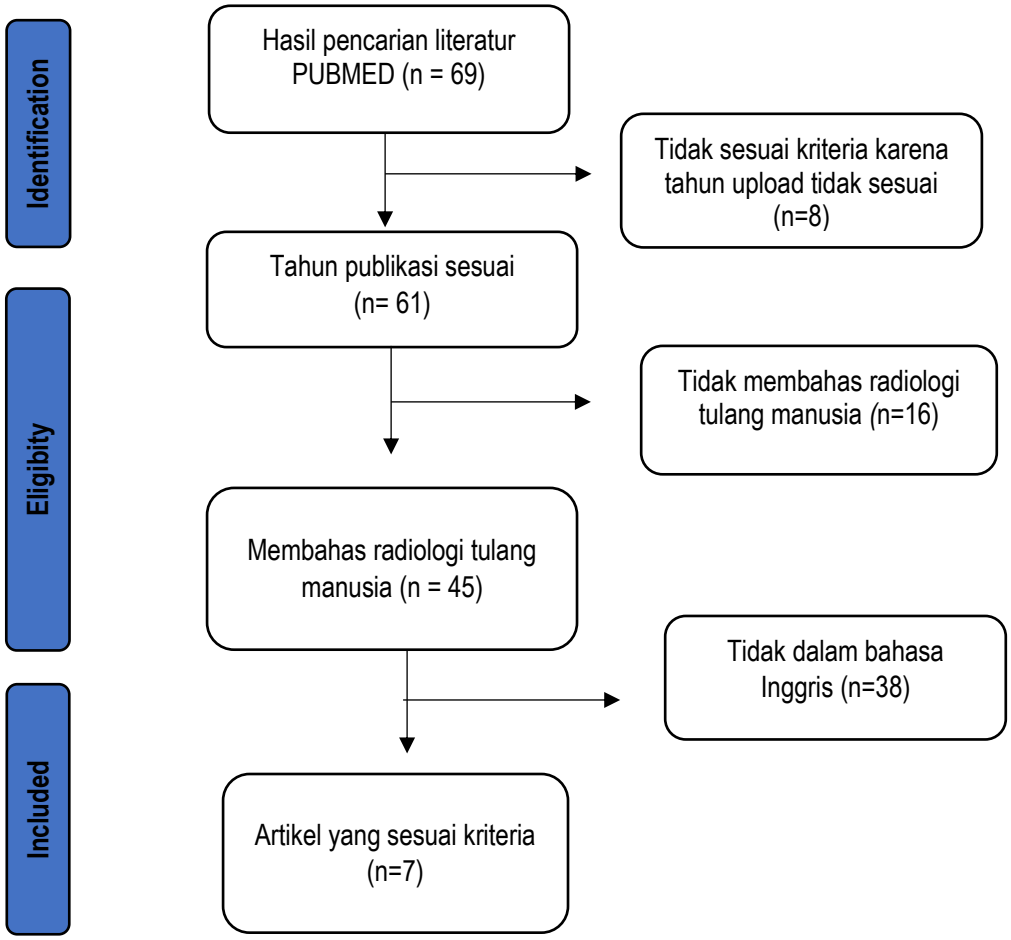
Kriteria inklusi pada penelitian ini adalah artikel yang dipublikasikan dalam 5 tahun terakhir pada jurnal Internasional terindeks Scopus, ditulis dalam bahas Inggris, membahas tentang penggunaan kecerdasan buatan dalam mendeteksi fraktur tulang manusia dalam gambaran radiografi, serta melaporkan hasil pengukuran yang dilakukan.

Proses seleksi studi meliputi identifikasi di mana semua studi yang ditemukan melalui mencarian basis data akan dikumpulkan. Selanjutnya dilakukan penyaringan berdasarkan judul dan abstrak untuk menghapus artikel yang tidak relevan. Tahap selanjutnya yaitu studi kelayakan di mana studi yang lolos penyaringan akan dilakukan evaluasi secara teks penuh untuk memastikan memenuhi kriteria inklusi.

Alur proses seleksi studi akan divisualisasikan menggunakan diagram PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis*). Diagram ini akan mencakup jumlah studi yang diidentifikasi, disaring, dievaluasi untuk kelayakan, dan akhirnya dimasukkan dalam tinjauan, selanjutnya data ditampilkan dalam bentuk tabel.

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

HASIL



Gambar 1 . Diagram PRISMA

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

Tabel 1. Tabel Naskah Yang Masuk Dalam Kriteria Inklusi

Penulis Negara	Tujuan	Metode	Hasil
(Yao et al., 2021) (Cina)	Mengembangkan sistem *AI deep learning* untuk diagnosis patah tulang rusuk pada CT Scan dada	Algoritma tiga langkah, berdasarkan waktu pemeriksaan	Skor recall radiolog junior meningkat dari 0.693 menjadi 0.920 dan radiolog berpengalaman dari 0.853 menjadi 0.972. Waktu diagnosis rata-rata berkurang sebesar 65.3 detik dengan bantuan sistem ini.
(Choi et al., 2022) (Korea Selatan)	Mengembangkan dan mengevaluasi model AI *deep learning* untuk deteksi fraktur tengkorak pada radiografi anak-anak.	*Retrospective multi-center* study	Dengan bantuan AI, terjadi peningkatan AUROC yang signifikan pada residen radiologi (hasil gabungan) dan dokter gawat darurat (hasil gabungan) dengan perbedaan dari pembacaan tanpa bantuan AI masing-masing sebesar 0.094 (95% CI, 0.020–0.168; *P* = 0.012) dan 0.069 (95% CI, 0.002–0.136; *P* = 0.043), namun tidak pada radiolog anak dengan perbedaan sebesar 0.008 (95% CI, -0.074–0.090; *P* = 0.850).
(Rahim et al., 2023) (Taiwan)	Menyelidiki the *Diagnostic Test Accuracy* (DTA) dari *Machine Learning* (ML) dalam deteksi osteoporosis melalui gambar *the hip dual-energy X-ray absorptiometry* (DXA).	*Sistematic Literature Review* (SLR),	Sensitivitas gabungan 0.844, dengan spesifisitas 0.781. Rasio odds diagnostik adalah 18.91, dengan LR+ 3.7 dan LR− 0.22. Kurva ROC gabungan dari model bivariat memiliki AUC 0.878.

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

Penulis Negara	Tujuan	Metode	Hasil
(Shen et al., 2023) (Cina)	Mengembangkan dan memvalidasi *deep learning* untuk diagnosis fraktur vertebra menggunakan *area loss ratio* pada radiografi biasa sebagai alat diagnostik yang cepat dan ekonomis.	N= 11,397 radiografi dari enam pusat komunitas Shanghai untuk pelatihan dan validasi internal.	**Semua fraktur** akurasi 97.41%, sensitivitas 84.08%, spesifisitas 97.25% **Fraktur sedang** sensitivitas 88.55%dan spesifisitas 99.74%, **Fraktur parah** sensitifitas 92.30% dan spesifisitas 99.92%.
(Kaiume et al., 2021) (Jepang)	Evaluasi kinerja deteksi patah tulang rusuk pada gambar CT, perangkat lunak berbasis *pada deep convolutional neural network* (DCNN) dan membandingkannya dengan diagnosis fraktur tulang iga yang dilakukan oleh dokter.	uji McNemar dan analisis karakteristik operasi penerima respon alternatif *jackknifel the jackknife alternative free-response receiver operating characteristic* (JAFROC)	Berdasarkan analisis JAFROC, perbedaan *figure-of-merit* antara hasil yang diperoleh melalui perangkat lunak DCNN dan kedua dokter muda adalah 0.057 dan 0.071. Dengan batas *non-inferiority* sebesar 0.10, perangkat lunak DCNN tidak lebih buruk daripada deteksi fraktur tulang rusuk yang dilakukan oleh kedua dokter muda.
(Anderson et al., 2023) (Amerika Serikat)	Evaluasi sistem *deep learning* FDA-*approved* dapat meningkatkan akurasi diagnosis fraktur pada radiografi muskuloskeletal oleh berbagai tipe klinisi, terutama yang memiliki pelatihan terbatas dalam pencitraan muskuloskeletal.	Studi ini menggunakan *Medicare Part* B *Physician/Supplier Procedure Summary data* yang disediakan *oleh the Centers for Medicare & Medicaid Services*	Klinisi dengan AI dan tanpa AI: **Akurasi** (Tanpa AI, AUC: 0.90 [95% CI 0.89 to 0.92]; Dengan AI, AUC: 0.94 [95% CI 0.93 to 0.95]; **Sensitivitas** (Dengan AI: 90%[95%CI88%to92%]; Tanpa AI: 82% [95% CI 79% to 84%]). **Spesivisitas** (aided: 92% [95% CI 91% to 93%];

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

Penulis Negara	Tujuan	Metode	Hasil
			unaided: 89% [95% CI 88% to 90%]).
(Beyaz et al., 2020) (Turki)	Menunjukkan *deep learning* untuk mendeteksi fraktur leher tulang femur pada radiografi panggul frontal.	Studi retrospektif	Penggunaan The genetic algorithm (GA meningkatkan sensitivitas dan spesifisitas sebesar 1.6%. Tingkat deteksi fraktur mencapai 83%, dan koefisien kappa mencapai 55%, menunjukkan tingkat kesepakatan yang dapat diterima.

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

PEMBAHASAN

Berbagai penelitian tentang penggunaan kecerdasan buatan dalam mendeteksi fraktur telah banyak dilakukan, dari hasil pemetaan terhadap hasil penelusuran literatur dapat terlihat bahwa, tahapan penelitian tidak hanya pada tahap uji coba, namun terdapat penelitian yang sudah mengarah kepada tahap evaluasi dan pengembangan sistem AI yang telah ada, serta melakukan evaluasi dan membandingkan dengan penegakan diagnosis fraktur secara radiologik secara konvensional menggunakan radiolog manusia. Dalam hal sumber pencitraan radiologi , penggunaan AI pada bidang radiologi dapat kita bagi menjadi 3 klaster, yaitu penggunaan AI dalam menginterpretasi gambar radiologi sederhana (X-Ray), penggunaan AI dalam mengidentifikasi gambar hasil CT Scan, dan penggunaan AI dalam mengidentifikasi fraktur dengan menggunakan *magnetic resonance imaging* (MRI). Fraktur tulang yang diidentifikasi yaitu fraktur tulang rusuk, tulang vertebra, tulang panggul, tulang femur, tulang pada sendi bahu dan tulang skafoid (Kaiume, Suzuki, Yasaka, Sugawara, Shen, Katada, & Abe, 2021).

Dari hasil penelusuran literatur didapatkan bahwa metode penelitian yang digunakan terdiri dari penelitian retrospektif yang digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap kinerja AI, sedangkan penelitian yang bersifat pengembangan terhadap model AI digunakan metode prospektif. Selain itu ditemukan juga studi *sistematic literatur review* (SLR) dan meta-analisis yang juga digunakan untuk evaluasi penggunaan AI dalam mendeteksi fraktur secara radiologis (Rahim, Zaki Zadeh, Javanmardi, Emmanuel Komolafe, Khalafi, Arjomandi, & Shirbandi, 2023).

Banyak studi menggunakan bank data yang sudah ada, ada juga yang menggunakan data set hasil pemeriksaan radiografi baik secara sederhana melalu foto X-Ray, apa pula yang menggunakan hasil citra CT dan MRI untuk mengevaluasi kinerja AI. Sebagai standar kebenaran pada banyak studi ditemukan bahwa hasil pembacaan radiologi fraktur yang dilakukan oleh beberapa radiolog ataupun ahli ortopedi berpengalaman ditetapkan sebagai standar acuan kebenaran dari diagnosis fraktur secara radiologik untuk kemudian dibandingkan dari hasil pembacaan AI, hasil pembacaan dokter radiolog baru, dokter pada IGD dan dokter magang (Shen, Gao, Hu, Kang, Zhang, Xia, & Zhang, 2023).

Hasil studi literatur ini menunjukkan bahwa model kecerdasan buatan yang saat ini digunakan dalam mengidentifikasi fraktur tulang manusia pada gambaran radiologik adalah model *convolusional neural network* (CNN) maupun *deep convolusional neural network* (DCNN). CNN merupakan jenis algoritma pembelajaran mesin yang mendalam yang meniru jaringan saraf manusia, algoritma ini terinspirasi oleh struktur korteks visual manusia dalam mengenali suatu objek benda ataupun gambar (Kattenborn, Leitloff, Schiefer, & Hinz, 2021). Cara kerja CNN menggunakan serangkaian lapisan berupa lapisan konvolusional (*convolutional layer*), lapisan penggabungan (*pooling layer*), dan lapisan yang terhubung sepenuhnya (f*ully connected layer*) (Basha, Dubey, Pulabaigari, & Mukherjee, 2020). Lapisan konvolusional untuk mengekstrak fitur gambar di mana setiap lapisan konvolusional menerapkan filter ke gambar masukkan dan keluaran filter adalah peta fitur (Liu, Pu, & Sun, 2021). Peta fitur kemudian dilewatkan melalui serangkaian lapisan penggabungan (*connected layer*), yang mengurangi ukuran dan dimensinya (Gholamalinezhad, & Khosravi, 2020). Terakhir, keluaran dari lapisan penyatuan dimasukkan ke dalam lapisan yang terhubung sepenuhnya, yang menghasilkan keluaran akhir dari jaringan (Yang, Zhang, Li, & Xie, 2021). Lapisan konvolusional merupakan lapisan kunci dari CNN, tempat filter diterapkan pada gambar masukan untuk mengekstrak fitur seperti tepi, tekstur dan bentuk (Wang, Turko, Shaikh, Park, Das, Hohman, & Chau, 2020). *Output* dari lapisan konvolusional kemudian dilewatkan melalui

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

lapisan pengumpulan, yang digunakan untuk mengambil sampel peta fitur, mengurangi dimensi spasial sambil mempertahankan informasi yang paling penting. Keluaran dari lapisan penyatuan kemudian dilewatkan melalui satu atau lebih lapisan yang terhubung sepenuhnya, yang digunakan untuk membuat prediksi atau mengklasifikasikan gambar.

Metode pembelajaran mendalam CNN ialah dengan cara dilatih menggunakan sekumpulan data besar gambar berlabel, di mana jaringan belajar mengenali pola, dan fitur yang terkait dengan objek atau kelas tertentu. Proses pelatihan untuk CNN melibatkan langkah-langkah berupa persiapan data (*data preparation*), di mana gambar pelatihan diproses terlebih dahulu untuk memastikan semua dalam format dan ukuran yang sama, langkah berikutnya adalah fungsi kerugian (*loss function*), fungsi kerugian digunakan untuk mengukur seberapa baik kinerja CNN pada data pelatihan, dimana fungsi kerugian dihitung dengan mengambil selisih antara label yang diprediksi dan label aktual dari gambar pelatihan. Proses berikutnya adalah optimasi yang digunakan untuk memperbarui bobot CNN guna meminimalkan fungsi kerugian (*optimizer*), dan *back propagation* adalah teknik yang digunakan untuk menghitung gradien fungsi kerugian sehubungan dengan bobot CNN, gradien ini kemudian digunakan untuk memperbaharui bobot CNN menggunakan pengoptimalan. (back propagation). Model AI yang dikembangkan adalah: A ResNet-50, triple-branch network(TBSNet), FracNet, EfficientNet B3. YOLOv3, , *Hierarchical Convolutional Neural Network* (hNet) dan *fracture Classification Network* (fNet),

Dari hasil studi literatur ini juga terlihat bahwa efisiensi CNN dapat di evaluasi metrik yang popular seperti sensitivitas, spesifisitas, akurasi, menghitung nilai *area under curve* (AUC), *area under the receiver operating characteristic* (AUROC), F1-Score (Anderson, Baum, Keathley, Sicular, Venkatesh, Sharma, & Jones, 2023).

Pada studi ini, didapatkan nilai sensitivitas gabungan 88,89%, nilai spesifisitas gabungan 85,48%, nilai akurasi gabungan 86,94%, dan AUC rerata mencapai 88%. Penelitian yang dilakukan oleh Choi *et al* menunjukkan model AI dalam interpretasi fraktur pada gambaran radiologi menujukan nilai *area under the receiver operating characteristic* (AUROC) dengan nilai 92.2% dalam satu set tes internal (sensitivitas 81.1% dan spesifisitas 91.3%) dan AUROC 87% dalam tes eksternal (Sensitivitas 78.9%, spesifisitas 88.2%) (Choi, Cho, Ha, Lee, Koh, Seo, & Kim, 2022). Pada penelitian ini dihasilkan peningkatan nilai AUROC yang signifikan pada residen radiologi dan dokter pada instalasi gawat darurat dengan nilai peningkatan AUROC gabungan mencapai 0.094 (Choi et al., 2022) Penelitian lain yang terlihat kemampuan DCNN dalam mendeteksi fraktur skafoid memiliki skor AUROC 0.955 (sensitivitas 87.1% dan spesifisitas 92.1%) pada DCNN 1 dan skor AUROC 0.810 (sensitivitas 79.0% dan spesifisitas 71.6%) pada DCNN2 (Yoon, Lee, Kane, Kuo, Lin, & Chung, 2021).

Dalam satu penelitian ditemukan bahwa nilai F1-Score dalam penggunaan AI untuk mendeteksi fraktur pada gambaran radiologi menunjukkan angka 0.89, dengan nilai *precision* 86.9% dan nilai recall nya 93.1%. Sedangkan interpretasi fraktur pada gambaran radiologi oleh radiolog junior dengan dibantu AI mengalami peningkatan F1-Score dari 78.9% menjadi 92.5%, sementara penggunaan AI oleh radiolog berpengalaman juta menunjukkan peningkatan F1-Score dari 85.3% menjadi 97.2% dengan penghematan waktu diagnosis berkurang rata-rata 65.3 detik (Yao, Guan, Song, Tan, Wang, Jin, & Zhang, 2021). Sementara penelitian lain yang dilakukan Inoue *et al* menunjukkan bahwa penggunaan AI model CNN dalam mendeteksi fraktur pada gambaran radiologik menunjukkan nilai F1-Score 78.6% untuk deteksi fraktur tulang panggul, 64.8% pada deteksi fraktur tulang belakang dan 71,1%

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

pada deteksi tulang rusuk, penelitian yang dilakukan oleh (18) menunjukkan nilai F1-Score 84.9% (precision 85.6% ; recall 77%). Penelitian yang dilakukan oleh (21) menunjukkan nilai F1-Score 87% (Inoue, Maki, Furuya, Mikami, Mizutani, Takada, & Ohtori, 2022).

Bila dilihat dari keseluruhan skor yang didapatkan maka terlihat AI dapat pembantu klinisi dalam menegakkan diagnosis fraktur tulang baik secara konvensional dengan menggunakan foto X-Ray biasa, maupun dengan menggunakan pencitraan yang lebih spesifik seperti CT Scan dan MRI.

SIMPULAN

Metode kecerdasan buatan memiliki kemampuan yang cukup baik dalam melakukan identifikasi fraktur tulang manusia pada gambaran radiologik, hal ini dapat membantu klinisi untuk menghindari kesalahan diagnosis dan mempercepat waktu penegakan diagnosis

DAFTAR PUSTAKA

Abass, T., Itua, E. O., Bature, T., & Eruaga, M. A. (2024). Concept paper: Innovative approaches to food quality control: AI and machine learning for predictive analysis. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, *21*(3), 823-828.

Anderson, P. G., Baum, G. L., Keathley, N., Sicular, S., Venkatesh, S., Sharma, A., & Jones, R. M. (2023). Deep learning assistance closes the accuracy gap in fracture detection across clinician types. *Clinical Orthopaedics and Related Research®*, *481*(3), 580-588.

Basha, S. S., Dubey, S. R., Pulabaigari, V., & Mukherjee, S. (2020). Impact of fully connected layers on performance of convolutional neural networks for image classification. *Neurocomputing*, *378*, 112-119.

Beyaz, S., Açıcı, K., & Sümer, E. (2020). Femoral neck fracture detection in X-ray images using deep learning and genetic algorithm approaches. *Joint diseases and related surgery*, *31*(2), 175.

Choi, J. W., Cho, Y. J., Ha, J. Y., Lee, Y. Y., Koh, S. Y., Seo, J. Y., & Kim, W. S. (2022). Deep learning-assisted diagnosis of pediatric skull fractures on plain radiographs. *Korean Journal of Radiology*, *23*(3), 343.

de Hond, A. A., Leeuwenberg, A. M., Hooft, L., Kant, I. M., Nijman, S. W., van Os, H. J., & Moons, K. G. (2022). Guidelines and quality criteria for artificial intelligence-based prediction models in healthcare: a scoping review. *NPJ digital medicine*, *5*(1), 2.

Gholamalinezhad, H., & Khosravi, H. (2020). Pooling methods in deep neural networks, a review. *arXiv preprint arXiv:2009.07485*.

Hussain, S., Mubeen, I., Ullah, N., Shah, S. S. U. D., Khan, B. A., Zahoor, M., & Sultan, M. A. (2022). Modern diagnostic imaging technique applications and risk factors in the medical field: a review. *BioMed research international*, *2022*(1), 5164970.

Inoue, T., Maki, S., Furuya, T., Mikami, Y., Mizutani, M., Takada, I., & Ohtori, S. (2022). Automated fracture screening using an object detection algorithm on whole-body trauma computed tomography. *Scientific Reports*, *12*(1), 16549.

Kaiume, M., Suzuki, S., Yasaka, K., Sugawara, H., Shen, Y., Katada, Y., & Abe, O. (2021). Rib fracture detection in computed tomography images using deep convolutional neural networks. *Medicine*, *100*(20), e26024.

Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F., & Hinz, S. (2021). Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, *173*, 24-49.

Liu, Y., Pu, H., & Sun, D. W. (2021). Efficient extraction of deep image features using convolutional neural network (CNN) for applications in detecting and analysing complex food matrices. *Trends in Food Science & Technology*, *113*, 193-204.

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com

Mirbabaie, M., Stieglitz, S., & Frick, N. R. (2021). Artificial intelligence in disease diagnostics: A critical review and classification on the current state of research guiding future direction. *Health and Technology*, *11*(4), 693-731.

Naik, N., Rallapalli, Y., Krishna, M., Vellara, A. S., KShetty, D., Patil, V., & Somani, B. K. (2021). Demystifying the advancements of big data analytics in medical diagnosis: an overview. *Engineered Science*, *19*, 42-58.

Qamar, S. R., Evans, D., Gibney, B., Redmond, C. E., Nasir, M. U., Wong, K., & Nicolaou, S. (2021). Emergent comprehensive imaging of the major trauma patient: a new paradigm for improved clinical decision-making. *Canadian Association of Radiologists Journal*, *72*(2), 293-310.

Rahim, F., Zaki Zadeh, A., Javanmardi, P., Emmanuel Komolafe, T., Khalafi, M., Arjomandi, A., & Shirbandi, K. (2023). Machine learning algorithms for diagnosis of hip bone osteoporosis: a systematic review and meta-analysis study. *BioMedical Engineering OnLine*, *22*(1), 68.

Rezazade Mehrizi, M. H., van Ooijen, P., & Homan, M. (2021). Applications of artificial intelligence (AI) in diagnostic radiology: a technography study. *European radiology*, *31*, 1805-1811.

Rossi, J. G., Rojas-Perilla, N., Krois, J., & Schwendicke, F. (2022). Cost-effectiveness of artificial intelligence as a decision-support system applied to the detection and grading of melanoma, dental caries, and diabetic retinopathy. *JAMA Network Open*, *5*(3), e220269-e220269.

Shen, L., Gao, C., Hu, S., Kang, D., Zhang, Z., Xia, D., & Zhang, Z. (2023). Using artificial intelligence to diagnose osteoporotic vertebral fractures on plain radiographs. *Journal of Bone and Mineral Research*, *38*(9), 1278-1287.

van Leeuwen, K. G., Schalekamp, S., Rutten, M. J., van Ginneken, B., & de Rooij, M. (2021). Artificial intelligence in radiology: 100 commercially available products and their scientific evidence. *European radiology*, *31*, 3797-3804.

Wang, Z. J., Turko, R., Shaikh, O., Park, H., Das, N., Hohman, F., & Chau, D. H. P. (2020). CNN explainer: learning convolutional neural networks with interactive visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, *27*(2), 1396-1406.

Yang, L., Zhang, R. Y., Li, L., & Xie, X. (2021). Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks. In *International conference on machine learning* (pp. 11863-11874). PMLR.

Yao, L., Guan, X., Song, X., Tan, Y., Wang, C., Jin, C., & Zhang, M. (2021). Rib fracture detection system based on deep learning. *Scientific reports*, *11*(1), 23513.

Yoon, A. P., Lee, Y. L., Kane, R. L., Kuo, C. F., Lin, C., & Chung, K. C. (2021). Development and validation of a deep learning model using convolutional neural networks to identify scaphoid fractures in radiographs. *JAMA network open*, *4*(5), e216096-e216096.

Stevany Nurifin
RS Bhayangkara Tk II Medan
Korespondensi Penulis: Stevany Nurifin. *Email: stevanystepi@gmail.com