



Online: <https://jurnal.fk.uisu.ac.id/index.php/ibnusina>

Ibnu Sina: Jurnal Kedokteran dan Kesehatan-Fakultas Kedokteran Universitas
Islam Sumatera Utara

ISSN 1411-9986 (Print) | ISSN 2614-2996 (Online)



Tinjauan Pustaka

ANALISIS TEKNOLOGI USIA TULANG MENGGUNAKAN KECERDASAN ARTIFISIAL: STUDI BIBLIOMETRIK

ANALYSIS OF BONE AGE TECHNOLOGY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A BIBLIOMETRIC STUDY

Sony Sutrisno^a

^aDepartment of Radiology, Faculty of Medicine and Health Sciences, Krida Wacana Christian University, Jakarta, 11470, Indonesia

Histori Artikel

Diterima:
23 November 2024

Revisi:
26 Desember 2024

Terbit:
Januari 2025

A B S T R A K

Penentuan usia tulang (*bone age*) merupakan prosedur yang umum dilakukan dalam dunia kedokteran untuk mengevaluasi perkembangan tulang. Akan tetapi, prosedur ini umumnya dilakukan secara manual dan membutuhkan waktu yang lama untuk menilai dan menganalisis data. Oleh karena itu, diperlukan teknologi yang cepat dan akurat dalam menilai citra data untuk *bone age*. Teknologi kecerdasan artifisial atau *artificial intelligence* (AI) seperti *deep learning* dan *machine learning* dapat digunakan untuk mempercepat pembacaan hasil dengan akurasi yang tinggi. Oleh karena itu, pemodelan akan pembacaan *bone age* berbasis AI meningkat pesat dalam 10 tahun terakhir. Artikel ini bertujuan untuk menganalisis perkembangan penelitian terkait *bone age* berbasis AI di dunia hingga Juli 2024. Data diperoleh dari database Scopus, kemudian dianalisis menggunakan Excel dan VosViewer. Hasil yang diperoleh menggambarkan serangkaian penelitian sains di bidang *bone age* yang dirangkum dalam perkembangan publikasi ilmiah, sitasi dan penulis, serta kata kunci. Penelitian ini dapat membantu menganalisis kesenjangan pengetahuan sebagai peluang untuk kontribusi yang baru oleh berbagai peneliti di Dunia termasuk Indonesia. Studi ini memberikan gambaran informasi penting terkait perkembangan teknologi *bone age* menggunakan kecerdasan artifisial.

Kata Kunci

Kecerdasan
artifisial,
bibliometrik, usia
tulang

A B S T R A C T

Determination of bone age is a common procedure in the medical field to evaluate bone development. However, this procedure is typically performed manually and requires significant time to assess and analyze the data. Therefore, there is a need for fast and accurate technology to evaluate image data for bone age. Artificial intelligence (AI) technologies, such as deep learning and machine learning, can expedite the reading process with high accuracy. Consequently, AI-based bone age reading modeling has increased rapidly in the last 10 years. This article aims to analyze the development of research related to bone age worldwide up to July 2024. Data were obtained from the Scopus database and then analyzed using Excel and VosViewer. The results illustrate a series of scientific research in the field of bone age, summarized in the development of scientific publications, citations, authors, and keywords. This research can help identify gaps as opportunities for new contributions by researchers globally, including in Indonesia. Overall, this study provides valuable insights into the development of bone age technology using AI

Korespondensi

Email:
sony.sutrisno
@ukrida.ac.id

PENDAHULUAN

Penentuan usia tulang (*bone age*) merupakan prosedur penting dalam dunia kedokteran untuk mengevaluasi perkembangan tulang. Prosedur ini umumnya dilakukan secara manual oleh dokter radiologi seperti melakukan pencocokan gambar rontgen tangan kiri dengan atlas Greulich-Pyle atau sistem skoring Tanner-Whitehouse.¹⁻³ Meskipun metode-metode ini telah terbukti efektif dan banyak digunakan, metode ini memiliki beberapa kelemahan, seperti waktu yang dibutuhkan cukup lama dan adanya unsur subjektivitas dalam penilaian.

Pengukuran *bone age* memiliki peran penting dalam berbagai kasus medis, terutama yang berkaitan dengan pertumbuhan-perkembangan dan gangguan endokrin. Selain itu, pengukuran *bone age* juga sering kali digunakan dalam konteks forensik untuk menentukan umur seseorang berdasarkan perkembangan tulangnya. Namun, dengan metode manual yang ada, keandalan dan efisiensi sering kali menjadi tantangan utama yang mempengaruhi diagnosis dan rencana perawatan pasien.

Pengukuran usia tulang berbasis kecerdasan buatan atau *artificial intelligence* (AI) telah berkembang seiring kemajuan teknologi sebagai solusi yang diharapkan dapat meringankan beban kerja dokter radiologi serta meningkatkan akurasi dan efisiensi proses kerja.^{4,5} AI dapat memberikan penilaian yang lebih konsisten dan objektif dengan algoritma yang dilatih menggunakan ribuan gambar rontgen.^{4,5,6} Penggunaan AI dalam pengukuran *bone age* tidak hanya diharapkan dapat meningkatkan akurasi diagnosis tetapi juga

mempercepat proses kerja, sehingga dokter radiologi dapat fokus pada tugas-tugas yang lebih kompleks dan membutuhkan keahlian khusus.

Penelitian bibliometrik mengenai pengukuran usia tulang dengan menggunakan AI sangat penting untuk memahami perkembangan dan trend penelitian di bidang ini dari waktu ke waktu. Bibliometrik adalah alat yang berguna untuk mengidentifikasi pola publikasi, kolaborasi antar peneliti, dan topik-topik yang paling sering diteliti dalam kurun waktu tertentu.⁶ Penelitian ini akan menganalisis literatur yang berkaitan dengan pengukuran usia tulang menggunakan AI hingga tahun 2024. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi perkembangan jumlah publikasi per tahun, institusi yang aktif dalam penelitian ini, tingkat pendanaan yang diperoleh, kolaborasi antar penulis, serta kata kunci yang paling sering digunakan. Penelitian ini juga akan mengevaluasi trend global dalam pemanfaatan AI untuk pengukuran usia tulang, dengan fokus khusus pada artikel yang dipublikasikan dalam basis data Scopus sejak tahun 1994 hingga Juli 2024. Penelitian ini memberikan wawasan mendalam mengenai kontribusi penelitian berbasis AI di bidang kedokteran, khususnya dalam radiologi dengan menggabungkan data kuantitatif seperti jumlah sitasi dan artikel per institusi. Analisis ini akan memberikan wawasan tentang bagaimana bidang ini telah berkembang dan ke mana arahnya di masa depan. Studi bibliometrik akan memberikan gambaran yang komprehensif tentang kemajuan penelitian di bidang ini. Informasi tersebut dapat membantu peneliti dan praktisi medis dalam

mengidentifikasi gap penelitian yang ada dan peluang untuk inovasi lebih lanjut.

METODE

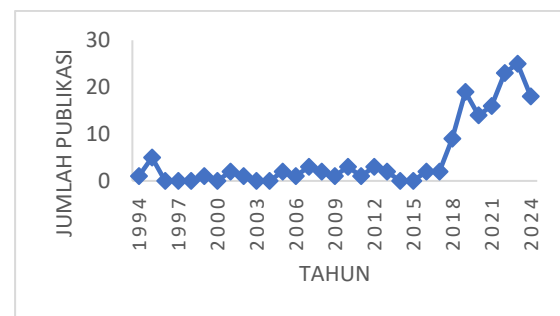
Artikel ini merupakan artikel berbasis bibliometrik yang datanya diperoleh dari Scopus pada 21 Juli 2024. Metode yang digunakan berdasarkan artikel bibliometrik yang telah dilaporkan⁷. Kata kunci yang digunakan adalah “TITLE-ABS-KEY ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "neural network*" OR "algorithm*") AND TITLE-ABS-KEY ("bone age" OR "skeletal age" OR "bone development" OR "epiphyseal" OR "epiphysis") AND TITLE-ABS-KEY ("hand x-ray" OR "hand radiography" OR "hand imaging" OR "hand radiograph") AND TITLE-ABS-KEY ("child*" OR "children" OR "pediatric*" OR "adolescent*")”. Pada pencarian ini, tahun terbit artikel tidak dibatasi. Data dasar meliputi jumlah artikel, sitasi, sponsor atau pendanaan, afiliasi/institusi, penulis, jurnal, dan area subjek dicatat dari data bank Scopus dalam format excel dan .ris. Data kemudian disajikan dalam bentuk tabel dan gambar. Hubungan antara kata kunci, relevansi dan penulis ditampilkan dalam bentuk gambar setelah dianalisis menggunakan VosViewer (Leiden University, Netherlands) menggunakan data berekstensi .ris.

HASIL

Perkembangan Publikasi Ilmiah

Artikel yang diterbitkan dengan kata kunci “bone age” meningkat secara signifikan dalam 6 tahun terakhir yaitu tahun 2018 dan 2019. Pada tahun 2020 dan 2021 jumlah artikel mengalami penurunan yang kemungkinan

dikarenakan oleh pandemi COVID-19. Pandemi COVID-19 mendesak regulator untuk memfokuskan pendanaan penelitian ke arah penanganan pandemi. Penelitian *bone age* kembali meningkat pada tahun 2023. Pada tahun berjalan dilakukannya analisis ini (21 Juli 2024), jumlah artikel ilmiah telah dilaporkan sebanyak 18 artikel (Gambar 1). Total artikel yang ditemukan sejak tahun 1994 hingga 21 Juli 2024 adalah 156 artikel.



Gambar 1. Perkembangan penelitian bone age dari tahun ke tahun

Tabel 1. Daftar jurnal yang paling banyak menerbitkan artikel

No	Jurnal	Jumlah Artikel
1	<i>Pediatric Radiology</i>	9
2	<i>Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)</i>	8
3	<i>Radiology</i>	7
4	<i>Lecture Notes in Networks and Systems</i>	5
5	<i>Journal of Digital Imaging</i>	4
6	<i>Biomedical Signal Processing and Control</i>	3
7	<i>Computerized Medical Imaging and Graphics</i>	3
8	<i>Frontiers in Pediatrics</i>	3
9	<i>Progress in Biomedical Optics and Imaging - Proceedings of SPIE</i>	3
10	<i>Radiology: Artificial Intelligence</i>	3

Jurnal-jurnal yang relevan dengan radiologi dipilih penulis untuk melaporkan hasil

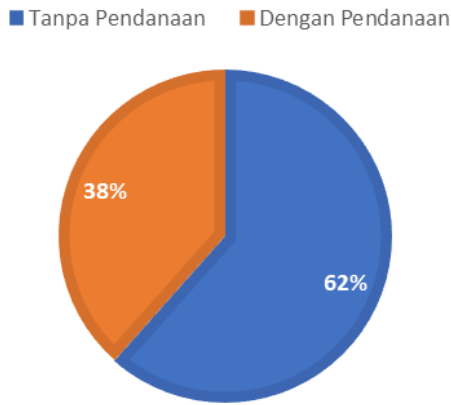
temuannya. Pada kasus ini, jurnal bernama “*Pediatric Radiology*” menjadi jurnal yang paling banyak menerbitkan publikasi berkaitan dengan *bone age* yaitu sebanyak 9 artikel. Pada posisi kedua dan ketiga dilaporkan pada jurnal “*Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*” dan “*Radiology*” yang masing-masing menerbitkan 8 dan 7 artikel (Tabel 1).

Institusi yang berasal dari China dan US yaitu “*China Academy of Information and Communications Technology, Beijing, China; Image Processing and Informatics Lab, Department of Radiology, University of Southern California, Marina Del Rey, CA 90292, United States; University of Maryland Intelligent Imaging (UMII) Center, Department*

of Radiology and Nuclear Medicine, University of Maryland School of Medicine, Baltimore, MD, United States; The Russell H. Morgan Department of Radiology and Radiological Science, Johns Hopkins University School of Medicine, Baltimore, MD, United States; Department of Radiology, Veterans Affairs Palo Alto Health Care System, Palo Alto, CA, United States; Department of Radiology, New York University Grossman School of Medicine, New York, NY, United States; dan, University of Science and Technology of China, Anhui, Hefei, China; Anhui Provincial Children's Hospital, Anhui, Hefei, China” menjadi institusi terbanyak yang melaporkan kasus *bone age* (Tabel 2). Kedua Negara ini memiliki pengaruh yang cukup besar dalam perkembangan keilmuan *bone age* dengan AI.

Tabel 2. Institusi yang melaporkan kasus *bone age*

Jumlah	Institusi
3	<i>China Academy of Information and Communications Technology, Beijing, China</i>
3	<i>Image Processing and Informatics Lab, Department of Radiology, University of Southern California, Marina Del Rey, CA 90292, United States</i>
3	<i>University of Maryland Intelligent Imaging (UMII) Center, Department of Radiology and Nuclear Medicine, University of Maryland School of Medicine, Baltimore, MD, United States; The Russell H. Morgan Department of Radiology and Radiological Science, Johns Hopkins University School of Medicine, Baltimore, MD, United States; Department of Radiology, Veterans Affairs Palo Alto Health Care System, Palo Alto, CA, United States; Department of Radiology, New York University Grossman School of Medicine, New York, NY, United States</i>
3	<i>University of Science and Technology of China, Anhui, Hefei, China; Anhui Provincial Children's Hospital, Anhui, Hefei, China</i>
2	<i>College of Medical Informatics, Chongqing Medical University, Chongqing, China; College of Intelligent Technology and Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing, China; College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing, China; Medical Data Science Academy, Chongqing Medical University, Chongqing, China</i>
2	<i>Department of Paediatric growth and Endocrinology, Hirabai Cowasji Jehangir Medical Research Institute, Jehangir Hospital, Pune, India; Consultant Paediatric Endocrinologist, Endogrow pediatric and adolescent endocrine centre, Ahmedabad, India; Visiting consultant pediatric endocrinologist, Department of pediatrics, Narendra Modi Medical college, Ahmedabad, India; Department of pathology, B.J. Medical college, Ahmedabad, India; Interdisciplinary School of Health Sciences, Savitribai Phule University, Pune, India; Consultant Radiologist, Department of radiology, Jehangir Hospital, Pune, India; Department of Biology, Indian Institute of Science Education and Research Pune, Pune, India; Senior Consultant, Jehangir Hospital, Pune, India</i>
2	<i>Department of Radiology and Research Institute of Radiology, Asan Medical Center, University of Ulsan College of Medicine, 88 Olympic-ro 43-gil, Songpa-gu, Seoul, 05505, South Korea; Vuno Research Center, Vuno Inc., Seoul, South Korea</i>



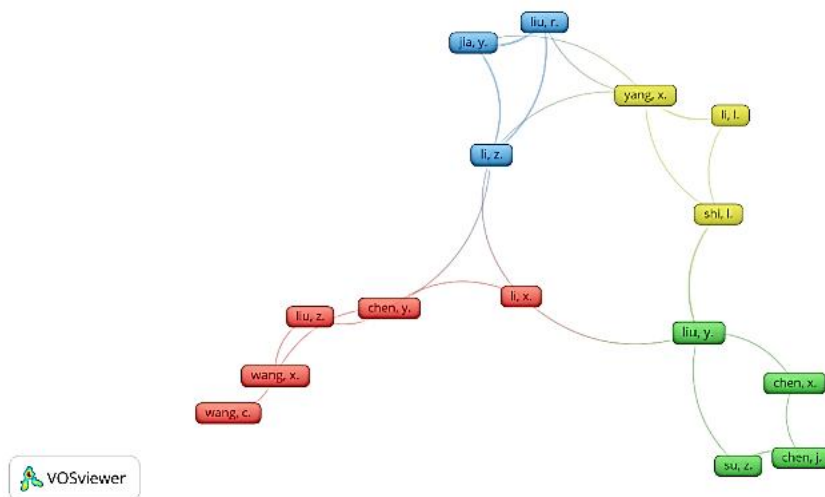
Gambar 2. Total publikasi artikel ilmiah yang mendapatkan pendanaan

Perkembangan sains tentunya tidak luput dari kebutuhan pendanaan untuk menunjang suatu riset. Data yang diperoleh dari Scopus menunjukkan bahwa artikel ilmiah yang berkaitan dengan *bone age* didominasi dengan artikel tanpa memiliki pendanaan. Total artikel ilmiah yang didanai adalah 38% dan yang tidak memiliki pendanaan sponsor adalah 62% (Gambar 2). Hal ini menunjukkan adanya

peluang penelitian ilmiah di Indonesia dengan atau tanpa skema pendanaan. Namun perlu didukung sarana dan prasarana yang memadai.

Sitasi dan Penulis

Sitasi merupakan salah satu indikator menariknya artikel yang disajikan, selain itu berkaitan pula dengan kualitas sehingga menjadi rujukan banyak penulis. Kasus *bone age*, artikel dengan sitasi terbanyak berjudul “*Performance of a deep-learning neural network model in assessing skeletal maturity on pediatric hand radiographs*” yaitu sebanyak 354 sitasi oleh Larson dan kawan-kawan yang diterbitkan pada tahun 2018. Artikel dengan sitasi terbanyak selanjutnya berjumlah 295, 126, 112 dan 98 yang diterbitkan pada tahun 2019, 2007, 2017, dan 2019 (Tabel 3). Perbedaan tahun terbit terhadap banyaknya sitasi tidak menunjukkan lamanya artikel terbit berkorelasi dengan banyaknya sitasi.



Gambar 3. Hubungan antar penulis

Penulis memiliki peran penting dalam pelaporan hasil yang menjadi rujukan dan evaluasi. Berdasarkan adanya pelaporan artikel sebanyak 3 atau lebih, maka ditemukan 15 nama

yang saling menerbitkan artikel. Menariknya, semua penulis tersebut setelah dianalisis saling berkaitan membentuk beberapa cluster (Gambar 3). Cluster tersebut saling terkoneksi

menunjukkan diantara penulis terdapat beberapa penulis yang melakukan kolaborasi sehingga adanya keterkaitan antara penulis terbanyak satu dan lainnya.

Cluster terbentuk menjadi 4 yang dibedakan berdasarkan warna (Gambar 3). Cluster 1 terdiri dari 5 penulis, cluster 2 terdiri dari 4 penulis, sedangkan cluster 3 dan 4 terdiri dari masing-masing 3 penulis (Tabel 4). Nama-

nama penulis disajikan pada Tabel 4. Terbentuknya hubungan antar penulis menunjukkan pentingnya kolaborasi dalam penelitian, terutama penelitian AI *bone age* yang membutuhkan validasi dengan data yang besar serta akurasi yang tinggi. Algoritma yang dikembangkan sudah sepatutnya mudah diakses dengan tingkat *error* yang rendah.

Tabel 3. Artikel yang paling banyak disitasi

Penulis	Judul	Tahun	Jurnal	Sitasi	Ref
Larson D.B.; Chen M.C.; Lungren M.P.; Halabi S.S.; Stence N.V.; Langlotz C.P.	Performance of a deep-learning neural network model in assessing skeletal maturity on pediatric hand radiographs	2018	Radiology	354	9
Halabi S.S.; Prevedello L.M.; Kalpathy-Cramer J.; Mamonov A.B.; Bilbily A.; Cicero M.; Pan I.; Pereira L.A.; Sousa R.T.; Abdala N.; Kitamura F.C.; Thodberg H.H.; Chen L.; Shih G.; Andriole K.; Kohli M.D.; Erickson B.J.; Flanders A.E.	The rSNA pediatric bone age machine learning challenge	2019	Radiology	295	10
Zhang A.; Gertych A.; Liu B.J.	Automatic bone age assessment for young children from newborn to 7-year-old using carpal bones	2007	Computerized Medical Imaging and Graphics	126	11
Kim J.R.; Shim W.H.; Yoon H.M.; Hong S.H.; Lee J.S.; Cho Y.A.; Kim S.	Computerized bone age estimation using deep learning-based program: Evaluation of the accuracy and efficiency	2017	American Journal of Roentgenology	112	12
Ren X.; Li T.; Yang X.; Wang S.; Ahmad S.; Xiang L.; Stone S.R.; Li L.; Zhan Y.; Shen D.; Wang Q.	Regression Convolutional Neural Network for Automated Pediatric Bone Age Assessment from Hand Radiograph	2019	IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics	98	13
Mito T.; Sato K.; Mitani H.	Cervical vertebral bone age in girls	2002	American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics	95	14
Mentzel H.-J.; Vilser C.; Eulenstein M.; Schwartz T.; Vogt S.; Böttcher J.; Yaniv I.; Tsoref L.; Kauf E.; Kaiser W.A.	Assessment of skeletal age at the wrist in children with a new ultrasound device	2005	Pediatric Radiology	91	15
Dallora A.L.; Anderberg P.; Kvist O.; Mendes E.; Ruiz S.D.; Berglund J.S.	Bone age assessment with various machine learning techniques: A systematic literature review and meta-analysis	2019	PLoS ONE	84	16
Zhao Q.; Adeli E.; Pohl K.M.	Training confounder-free deep learning models for medical applications	2020	Nature Communications	77	17
Thodberg H.H.; Sävendahl L.	Validation and reference values of automated bone age determination for four ethnicities	2010	Academic Radiology	73	18

Tabel 4. Pembagian cluster antar penulis

Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
chen, y.	chen, j.	jia, y.	li, l.
li, x.	chen, x.	li, z.	shi, l.
liu, z.	liu, y.	liu, r.	yang, x.
wang, c.	su, z.		
wang, x.			

Kata Kunci

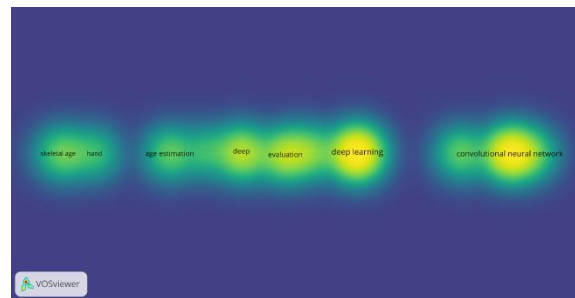
Kata kunci “*deep learning*” menjadi salah satu yang paling sering muncul, diikuti “*bone age estimation*” dan “*Convolutional neural network*” yaitu sebanyak 12, 11, dan 10 kali (Gambar 4, Tabel 5). *Deep learning* menjadi istilah yang umum digunakan dan menjadi titik temu dengan kata kunci lainnya. Hal ini tidak terlepas karena adanya kecenderungan intervensi teknologi AI untuk memudahkan dan meningkatkan akurasi hasil pengamatan.

Tabel 5. Kata kunci yang paling sering muncul dan relevansi

Istilah	Kemunculan	Relevansi
<i>Skeletal age</i>	4	2.42
<i>Wrist</i>	3	2.19
<i>Hand</i>	4	1.84
<i>Bone age determination</i>	6	1.34
<i>Hand radiographs</i>	4	1.25
<i>Deep</i>	6	1.1
<i>Age estimation</i>	6	1.08
<i>Deep convolutional neural network</i>	3	1
<i>Pediatric bone age assessment</i>	9	0.96
<i>Automatic bone age assessment</i>	4	0.93
<i>Convolutional neural network</i>	10	0.86
<i>Carpal bone</i>	4	0.68
<i>Evaluation</i>	7	0.59
<i>Hand X ray</i>	5	0.54
<i>Hand X ray image</i>	6	0.46
<i>Deep learning</i>	12	0.45
<i>Bone age estimation</i>	11	0.3
<i>Deep neural network</i>	5	0

Kata kunci yang paling sering muncul akan menghubungkan kata kunci lainnya membentuk suatu sistem mengandung istilah

dengan relevansi tertinggi. Pada kasus *bone age*, kata kunci dengan relevansi tertinggi (2.42) adalah “*skeletal age*” dengan tingkat kemunculan hanya sebanyak 4 kali (Tabel 5). Kata kunci “*wrist, hand, bone age determination, dan hand radiographs*” juga memiliki relevansi yang tinggi dengan skor 2.19; 1.84; 1.34; dan 1.25”. Teknologi ini juga membantu dalam hal perkiraan yang dituangkan dalam istilah “*age estimation*” dengan skor relevansi sebesar 1.08.



Gambar 4. Hubungan kata kunci yang paling sering muncul

DISKUSI

Penelitian berbasis AI untuk *bone age* dalam 1 dekade terakhir mengalami peningkatan yang cukup pesat beriringan dengan banyaknya teknologi baru yang membantu manusia dalam menginterpretasikan data sehingga lebih cepat dan akurat. Hal ini akan membantu percepatan tindakan yang tepat untuk dilakukan. Salah satu bukti tersebut yaitu adanya kontribusi besar oleh Larson, dkk, yang memiliki artikel terbanyak disitasi.⁹ Artikel tersebut menjadi yang paling

sering dirujuk karena kemungkinan memiliki kontribusi signifikan pada perkembangan teknologi AI di bidang radiologi, khususnya dalam penilaian *bone age*. Pada studi tersebut model *deep learning* dikembangkan dan menunjukkan hasil dengan akurasi yang setara dengan ahli radiologi⁹. Hal tersebut merupakan pencapaian penting untuk mendukung efisiensi dalam praktik klinis.

China dan US memiliki andil pada kasus *bone age*, dengan feasibilitas teknologi yang dapat digunakan berulang sehingga menekan pengeluaran biaya. Hal ini dibuktikan dengan banyaknya riset yang tanpa didanai sponsor. Hubungan yang erat di antara penulis dalam hasil bibliometrik juga mencerminkan pola kolaborasi yang kuat, baik dalam tingkat nasional maupun internasional, yang mendukung inovasi teknologi untuk penilaian *bone age*. Kolaborasi ini memungkinkan pertukaran pengetahuan dan pengembangan yang lebih baik.

Pendekatan komputerisasi dan citra X-Ray pada prinsipnya membantu mengolah dan menginterpretasikan data. Data yang diperoleh pada penelitian ini mengerucut pada kata kunci dengan sinonim *deep learning*, *machine learning*, dan/atau *artificial intelligence*. Hal ini dapat berkorelasi dengan banyaknya sitasi pada artikel yang terbit kurang dari satu dekade kebelakang dibandingkan pada dekade sebelumnya. Kata kunci "*deep learning*" sering muncul diduga karena teknologi ini mendasari banyak metode dalam penilaian *bone age*, menawarkan efisiensi, akurasi, dan adaptabilitas untuk analisis data radiografi. Pesatnya perkembangan informatika dan *data science*

berbasis AI mendukung percepatan riset dan teknologi.

Penilaian usia tulang pada praktik klinis merupakan hal yang umum dilakukan. Praktik tersebut bertujuan untuk menyelidiki endokrinologi, gangguan genetik maupun pertumbuhan manusia khususnya pada anak-anak. Namun, interpretasi klinis dan analisis usia tulang membutuhkan banyak waktu, tenaga, dan sering kali rentan terhadap variabilitas antar-pemeriksa. Oleh karena itu, perlu dilakukan pendekatan teknologi yang dapat membantu peneliti melakukan analisis dan interpretasi data yang akurat.

Penggunaan AI untuk pemodelan penilaian usia tulang berbasis *deep learning* dibandingkan dengan kinerja ahli radiologi menunjukkan bahwa model *deep learning* dapat memperkirakan kematangan tulang dengan akurasi yang setara jika dibandingkan dengan ahli radiologi.⁸ Pencitraan medis dilaporkan telah berhasil dikembangkan melalui pembuatan algoritma atau model yang secara akurat menentukan usia tulang dari data radiografi tangan anak-anak⁹. Istilah "*skeletal age*" menjadi kata kunci dengan relevansi tertinggi dalam bibliometrik karena menggambarkan inti konsep penelitian ini, yakni evaluasi usia tulang. Istilah ini berfungsi sebagai jembatan untuk menghubungkan berbagai istilah teknis lainnya seperti "*bone age determination*" dan "*hand radiographs*," mencerminkan dasar biologis di balik perkembangan teknologi AI.

Pendekatan menggunakan citra gambar juga dilakukan oleh peneliti lainnya menggunakan *phalangeal regions of interest* (ROI) yang dapat menilai usia tulang anak-anak

usia 7 hingga 18 tahun dengan akurat.¹⁰ Adanya evaluasi akurasi dan efisiensi sistem perangkat lunak untuk penilaian *bone age* dalam praktik klinis menunjukkan bahwa sistem otomatisasi dapat meningkatkan efisiensi dengan mengurangi waktu pembacaan tanpa mengurangi akurasi diagnostic.¹¹ Penelitian dengan pendekatan regresi *convolutional neural network* (CNN) dalam menilai *bone age* anak-anak menunjukkan bahwa metode ini memiliki akurasi yang sebanding dengan efisiensi yang jauh lebih baik dibandingkan dengan pengamatan oleh ahli manusia.¹²

Perkembangan prediksi *bone age* menggunakan AI tidak hanya dilaporkan pada kasus yang berada di luar negeri. Akan tetapi, terdapat beberapa kasus lain yang dilaporkan dari Indonesia seperti penelitian menggunakan pendekatan *deep learning* dan *classing machine learning* untuk kasus *bone age*. Penelitian yang telah dilakukan diantaranya menggunakan pendekatan *deep learning* dan *classic machine learning*. Pendekatan *deep learning* memanfaatkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) seperti VGG16 dan MobileNets, sedangkan *classic machine learning* mendeteksi berdasarkan gambar dan beberapa pendekatan algoritma. Hasilnya menunjukkan bahwa pemandatan *deep learning* lebih baik dibandingkan *classic machine learning* namun dalam hal kecepatan, *classic machine learning* lebih cepat sepuluh kali lipat dibandingkan *deep learning*.¹⁸

Pendekatan lain seperti X-Ray dan jenis kelamin juga dilakukan untuk mendapatkan hasil yang akurat. Hal ini dikarenakan perbedaan jenis kelamin memiliki peran penting dalam

pertumbuhan manusia, seperti laki-laki yang umumnya lebih tinggi dibandingkan perempuan. Penelitian tersebut memanfaatkan metode *machine learning* untuk memprediksi penuaan tulang menggunakan gambar X-Ray dan menganalisis efek jenis kelamin terhadap prediksi *bone age*.¹⁹

Data bibliometrik menunjukkan adanya pergeseran analisis *bone age* yaitu semula dari ahli radiologi (manual) menjadi berbasis AI. Berdasarkan data yang diperoleh hingga pertengahan 2024 menunjukkan bahwa perkembangan penelitian terkait *bone age* berbasis AI masih sangat berpeluang meningkat signifikan. Fokus riset saat ini umumnya masih meliputi akurasi dan efisiensi AI dalam membantu analisis *bone age*. Akan tetapi, kombinasi yang meliputi *bone age*, jenis kelamin hingga tinggi badan atau bahkan kelainan dan rekomendasi atau pencegahan masih belum menjangkau semua AI. Oleh karena itu, setelah tahap akurasi dan efisiensi data, kemungkinan perkembangan analisis *bone age* berbasis AI akan menjadi lebih kompleks dengan mengaitkan berbagai parameter dan tetap memperhatikan sisi klinis atau hasil laboratorium pasien.

Berdasarkan beberapa kasus penilaian *bone age* menggunakan AI menunjukkan bahwa teknologi AI sangat membantu tenaga medis dalam menilai dan menganalisis data sehingga efisiensi waktu dan diagnosa serta penanganan dapat lebih cepat ditindaklanjuti. Menariknya, dari data bibliometrik yang diperoleh pada database Scopus menunjukkan bahwa belum banyak penelitian yang berkaitan dengan *bone age* menggunakan AI dilaporkan. Hal ini

memberikan peluang bagi peneliti Indonesia untuk berkolaborasi menciptakan dan mengevaluasi teknologi AI. Peran sponsor yang tidak banyak dilaporkan pada artikel menunjukkan adanya kemungkinan melakukan riset dengan biaya rendah. Prinsip data citra dan *deep learning* yang digunakan membutuhkan sarana dan prasarana awal yang memadai yang selanjutnya dapat digunakan berulang. Oleh karena itu, topik *bone age* berbasis AI menjadi menarik untuk dikembangkan di Indonesia.

Penelitian ini memberikan gambaran akan trend yang sedang berlangsung, di mana peneliti semakin banyak menggunakan AI untuk menyederhanakan dan meningkatkan akurasi penilaian *bone age*. Hubungan erat antarpengulas, fokus pada *deep learning*, dan relevansi istilah seperti "*skeletal age*" menunjukkan bahwa topik ini menjadi bidang yang sangat aktif dan menjanjikan untuk eksplorasi lebih lanjut. Akan tetapi, penelitian ini memiliki kelemahan diantaranya penggunaan database Scopus yang mungkin melewatkan beberapa publikasi lainnya yang tidak terindeks Scopus. Kualitas artikel yang hanya dinilai berdasarkan sitasi juga memungkinkan terjadi bias. Namun, secara keseluruhan informasi mengenai bibliometrik terhadap riset *bone age* menggunakan AI memiliki keterbaharuan dan membantu peneliti mengidentifikasi gap riset.

KESIMPULAN

Berdasarkan data bibliometrik, *trend* perkembangan ilmu *bone age* menggunakan AI mulai mengalami pergeseran yang semula melalui ekspertis ahli radiologi (manual) menjadi berbasis AI. Hal ini didukung oleh

laporan penelitian yang menunjukkan akurasi dan efisiensi proses AI dibandingkan proses manual. Akurasi dan efisiensi AI yang tinggi ini menjawab tantangan utama yang menjadi urgensi dalam dunia kedokteran sehingga performa pelayanan terhadap pasien khususnya konsultasi, tindakan, rekomendasi dan rencana perawatan pasien menjadi lebih baik dan efisien. Salah satu upaya awal yang dapat dilakukan untuk memulai teknologi *bone age* berbasis AI yang akurat dan efisien diperlukan kerjasama dengan negara unggul dibidang tersebut seperti China. Pendanaan mungkin diperlukan untuk menunjang hal tersebut meliputi biaya pembuatan perangkat lunak atau biaya *subscribe*, namun kebutuhan ini sifatnya tidak sekali habis pakai sehingga dapat digunakan berulang kali. Rekomendasi topik relevan terkait *bone age* dapat dimulai dari membangun data yaitu membandingkan hasil data ekspertis yang telah tersedia dengan berbagai AI yang memberikan fasilitas gratis. Jumlah data X-Ray yang besar dibutuhkan untuk menggambarkan hasil yang lebih komprehensif dalam menentukan AI yang cocok dengan tulang masyarakat Indonesia. Kedokteran juga dapat bekerjasama dengan bidang lain seperti Informatika untuk memulai membangun teknologi AI menggunakan data masyarakat Indonesia.

DAFTAR REFERENSI

1. Prokop-Piotrkowska M, Marszałek-Dziuba K, Moszczyńska E, Szalecki M, Jurkiewicz E. Traditional and New Methods of Bone Age Assessment-An Overview. *J Clin Res Pediatr Endocrinol*. 2021;13(3):251. doi:10.4274/JCRPE.GALENOS.2020.20.20.0091

2. Satoh M. Bone age: assessment methods and clinical applications. *Clin Pediatr Endocrinol.* 2015;24(4):143. doi:10.1297/CPE.24.143
3. Choi JA, Kim YC, Min SJ, Khil EK. A simple method for bone age assessment: The capitohamate planimetry. *Eur Radiol.* 2018;28(6):2299-2307. doi:10.1007/S00330-017-5255-4/FIGURES/6
4. Bajjad AA, Gupta S, Agarwal S, Pawar RA, Kothawade MU, Singh G. Use of artificial intelligence in determination of bone age of the healthy individuals: A scoping review. *J World Fed Orthod.* 2024;13(2):95-102. doi:10.1016/J.EJWF.2023.10.001
5. Gao C, Hu C, Qian Q, et al. Artificial intelligence model system for bone age assessment of preschool children. *Pediatr Res* 2024. Published online May 27, 2024;1-7. doi:10.1038/s41390-024-03282-5
6. Wang F, Gu X, Chen S, et al. Artificial intelligence system can achieve comparable results to experts for bone age assessment of Chinese children with abnormal growth and development. *PeerJ.* 2020;8:1-16. doi:10.7717/peerj.8854
7. Frank TD, Carter A, Jahagirdar D, et al. Global, regional, and national incidence, prevalence, and mortality of HIV, 1980-2017, and forecasts to 2030, for 195 countries and territories: A systematic analysis for the Global Burden of Diseases, Injuries, and Risk Factors Study 2017. *Lancet HIV.* 2019;6(12):e831-e859. doi:10.1016/S2352-3018(19)30196-1
8. Rosadi I, Karina K, Dewi PAS, et al. Stem cell research in Indonesia from 2003 to 2022: A bibliometrics analysis. *J Pharm Pharmacogn Res.* 2024;12(3):557-572. doi:10.56499/jppres23.1687_12.3.557
9. Larson DB, Chen MC, Lungren MP, Halabi SS, Stence N V., Langlotz CP. Performance of a Deep-Learning Neural Network Model in Assessing Skeletal Maturity on Pediatric Hand Radiographs. <https://doi.org/101148/radiol2017170236>. 2017;287(1):313-322. doi:10.1148/RADIOL.2017170236
10. Halabi SS, Prevedello LM, Kalpathy-Cramer J, et al. The RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge. <https://doi.org/101148/radiol2018180736>. 2018;290(3):498-503. doi:10.1148/RADIOL.2018180736
11. Zhang A, Gertych A, Liu BJ. Automatic bone age assessment for young children from newborn to 7-year-old using carpal bones. *Comput Med Imaging Graph.* 2007;31(4-5):299-310. doi:10.1016/J.COMPMEIMAG.2007.02.008
12. Kim JR, Shim WH, Yoon HM, et al. Computerized bone age estimation using deep learning-based program: Evaluation of the accuracy and efficiency. *Am J Roentgenol.* 2017;209(6):1374-1380. doi:10.2214/AJR.17.18224/ASSET/IMAGES/LARGE/12_17_18224_04.JPEG
13. Ren X, Li T, Yang X, et al. Regression Convolutional Neural Network for Automated Pediatric Bone Age Assessment from Hand Radiograph. *IEEE J Biomed Heal Informatics.* 2019;23(5):2030-2038. doi:10.1109/JBHI.2018.2876916
14. Mito T, Sato K, Mitani H. Cervical vertebral bone age in girls. *Am J Orthod Dentofac Orthop.* 2002;122(4):380-385. doi:10.1067/MOD.2002.126896
15. Mentzel HJ, Vilser C, Eulenstein M, et al. Assessment of skeletal age at the wrist in children with a new ultrasound device. *Pediatr Radiol.* 2005;35(4):429-433. doi:10.1007/S00247-004-1385-3/METRICS
16. Dallora AL, Anderberg P, Kvist O, Mendes E, Ruiz SD, Berglund JS. Bone age assessment with various machine learning techniques: A systematic literature review and meta-analysis. *PLoS One.* 2019;14(7):e0220242. doi:10.1371/JOURNAL.PONE.0220242
17. Zhao Q, Adeli E, Pohl KM. Training confounder-free deep learning models for medical applications. *Nat Commun* 2020 11. 2020;11(1):1-9. doi:10.1038/s41467-020-19784-9

18. Thodberg HH, Sävendahl L. Validation and Reference Values of Automated Bone Age Determination for Four Ethnicities. *Acad Radiol.* 2010;17(11):1425-1432. doi:10.1016/J.ACRA.2010.06.007
19. Wibisono A, Saputri MS, Mursanto P, et al. Deep Learning and Classic Machine Learning Approach for Automatic Bone Age Assessment. *2019 4th Asia-Pacific Conf Intell Robot Syst ACIRS 2019.* Published online July 1, 2019:235-240. doi:10.1109/ACIRS.2019.8935965
20. Al Josan G, Nur Ichsan M, Sarwinda D, Bustamam A. Comparative Analysis of Bone Age Assessment Techniques Using Hand X-Ray Images and Gender Feature. *2022 5th Int Semin Res Inf Technol Intell Syst ISRITI 2022.* Published online 2022:288-293. doi:10.1109/ISRITI56927.2022.1005294

1