



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 4 Nomor 3 Tahun 2024 Page 12259-12272

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Penggunaan Artificial Intelligence untuk Estimasi Usia Melalui Analisis Radiografi Panoramik

Radhityana Luktri Utami

Universitas Airlangga

Email: utami.radhityana@gmail.com

Abstrak

Salah satu hal penting dalam odontologi forensik adalah estimasi usia. Analisis estimasi usia menggunakan radiografi panoramik adalah metode yang paling sering digunakan karena tidak invasif, namun analisis secara manual dianggap cukup rumit dan cukup menghabiskan banyak waktu sehingga dibutuhkan bantuan teknologi AI untuk mempercepat dan mempermudah proses analisis. Tujuan dari review ini adalah untuk menyampaikan penerapan AI pada estimasi usia melalui analisis RP yang digunakan pada penelitian tahun 2020-2023. Lima dari 9 jurnal yang memenuhi kriteria inklusi menggunakan aplikasi CNN, 1 jurnal menggunakan aplikasi ENN, 2 jurnal menggunakan aplikasi hibrida CNN dan KNN dan 1 jurnal menggunakan aplikasi *transfer learning*. Aplikasi AI CNN yang paling sering digunakan dan terbukti efektif dan akurat dalam membantu estimasi usia melalui analisis RP.

Kata Kunci: *Artificial Intelligence, Estimasi Usia, Radiografi Panoramik*

Abstract

One of a key points identification in forensic odontology is age estimation. The most used method for age estimation analysis is the analysis using panoramic radiography. Despite being simple and non-invasive, manual analysis is too complicated and takes too much time therefore aid from AI is required. The outcome of this review is to inform about the recent research about AI application in RP analysis for age estimation. Five from nine journals which meet the inclusion criteria use CNN, 2 journal uses a hybrid application of CNN and KNN, 1 journal uses ENN, and 1 journal uses transfer learning. CNN is the AI that is most used and can be proven to have great accuracy and effectiveness to assist in RP analysis.

Keywords: *Artificial Intelligence, Age Estimating, Panoramic Radiography*

PENDAHULUAN

Pada odontologi forensik, salah satu faktor penting untuk mengevaluasi keabsahan individu adalah usia. Estimasi usia biasanya digunakan dalam proses legal atau hukum, tindak kriminal dan odontologi forensik. Analisis estimasi usia juga dapat dilakukan pada jenazah yang ditemukan tanpa identitas untuk pencarian identitas agar memudahkan proses identifikasi jenazah.

Pengestimasian usia dental adalah salah satu metode yang paling dipercaya untuk menentukan pertumbuhan individu. Penentuan usia dental dapat digunakan dalam penentuan usia dari individu yang tidak memiliki dokumen identitas legal atau dilakukan pada individu yang dicurigai telah memalsukan dokumen, individu yang hilang ingatan, imigran illegal dan sebagai persyaratan adopsi (1,2). Beberapa metode untuk menentukan usia antara lain metode Demirjian, Nolla, Ubelaker, Moores, Schour and Massler, Fanning and Hunt, Gustafson and Koch (3–8). Metode Demirjian dan Nolla menganalisis beberapa tahapan perkembangan dental mulai dari pertama munculnya titik-titik kalsifikasi sampai dengan penutupan ujung akar dental dilihat dari radiografi panoramik dan memberikan nilai pada masing-masing dental, lalu nilai tersebut akan dikonversikan menjadi usia dental. Willems (9) kemudian memodifikasi sistem skoring yang dibuat oleh Demirjian dan mengaplikasikannya pada populasi anak Belgia, yang mendapat hasil dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Radiografi panoramik (RP) adalah teknik radiografi yang menampilkan gambaran panoramik dari tulang bawah wajah. RP menunjukkan seluruh dental pada rahang atas juga rahang bawah. Pada RP, tulang rahang dan sendi temporo mandibular juga dapat terlihat dengan jelas. Gambaran RP dipercaya memiliki gambaran dengan efektivitas lebih tinggi dibandingkan dengan gambaran radiografi lainnya (10). Institut Forensik Malaysia menyatakan gambaran RP merupakan media primer dan merupakan media metode yang

paling acap kali digunakan dalam proses penentuan usia (11,12). Tetapi, analisis estimasi usia menggunakan RP yang dilakukan secara manual sangat menghabiskan banyak waktu dan dirasa cukup rumit. Dari batasan metode yang digunakan saat ini dikembangkanlah inovasi yang berarah pada ilmu komputer, termasuk metode inteligensi buatan (AI) yang mulai banyak digunakan dalam bidang kesehatan.

John McCarthy, pada tahun 1954, menemukan istilah *Artificial Intelligence*, yang dapat didefinisikan sebagai 'bidang ilmu dan teknologi yang berhubungan dengan pemahaman komputasi yang biasa disebut perilaku inteligen, dan dengan pembuatan artefak yang memiliki perilaku tersebut' (13). Macam-macam AI yang berhubungan dengan bidang kesehatan antara lain adalah *deep learning*, *machine learning-neural networks*, *rule-based expert systems*, *natural language processing (NLP)-statistical and semantic NLP*, *physical robots*, dan *robotic process automation* (14). Berikut adalah penggunaan teknologi AI dalam bidang odontologi forensik:

Rekonstruksi Wajah

Pembuatan wajah dari suatu individu yang tidak dikenal dari tengkorak yang didapatkan dapat disebut sebagai aproksimasi atau rekonstruksi wajah. Hal ini dapat dilakukan melalui integrasi osteologi, anatomi, seni dan antropologi. Metode ini digunakan pada bidang forensik saat suatu kasus melibatkan tengkorak tidak dikenal. Video kamera laser dihubungkan dengan computer atau alat *CT scan* digunakan pada metode rekonstruksi wajah secara computer. *Artificial neural networks* digunakan dalam penentuan jenis kelamin dilihat dari struktur kerangka dengan tingkat keakuratan 95%. Metode AI dapat mengeliminasi bias, tidak membutuhkan keterampilan khusus dan dapat mengeluarkan hasil yang cepat dalam estimasi jenis kelamin suatu kerangka (15).

Analisis Bitemark

Bitemark pada jaringan manusia dapat ditemukan dalam berbagai kasus kekerasan misalnya kekerasan pada anak, kekerasan seksual dan kasus yang melibatkan kekerasan fisik. Beberapa cara yang dapat dilakukan untuk melakukan analisis *bitemark* antara lain dengan fotografi digital dengan menggunakan *UV light*, *visible light* dan infrared, *computer assisted overlays*, *scan 3D optic intraoral*, atau software *Dental Print 3D* (16). AI lalu akan mengembangkan *trained network* yang dapat memberikan akurasi kesamaan dengan memilih beberapa tanda spesifik dari bitemark yang didapat dan dianalisis pada model. *Bitemark* yang telah didapatkan dari analisis data antemortem akan disimpan sebagai *database*, lalu menggunakan algoritma yang dikembangkan oleh AI *bitemark* akan lalu

dapat dicocokkan dengan data *postmortem* yang lalu dapat digunakan sebagai data identifikasi. Misalnya, dalam kasus kecelakaan masal seperti kecelakaan pesawat, apabila data *bitemark* bisa didapatkan sebelum perjalanan, maka informasi ini mungkin akan berguna dalam proses identifikasi penumpang (17).

Cheiloscopy

Pola bibir adalah ciri yang unik pada setiap individu. *Cheiloscopy* merupakan studi jejak pola bibir yang digunakan secara luas sebagai metode identifikasi pada proses investigasi forensik. Bibir manusia merupakan *biometric landmark*. Sistem *novel biometric* berdasarkan hanya pada kontur bibir dan pengukuran bibir secara geometrik, dibandingkan dengan metode lain seperti tekstur dari permukaan bibir telah digunakan menggunakan *Probabilistic Neural Network* pada verifikasi biometrik berdasarkan bibir (18).

Estimasi Usia

Salah satu faktor terpenting pada identifikasi merupakan identifikasi usia. Dalam identifikasi jenazah dan kerangka tidak dikenal pada suatu kasus, kecelakaan dan bencana massal, pemeriksaan ini memiliki peran penting. Dental merupakan struktur terkuat pada tubuh manusia yang biasanya tahan terhadap perubahan *postmortem*. Dikarenakan hal ini, dental memiliki peran krusial pada identifikasi rekonstruksi juga perbandingan pada data *ante mortem* dan *postmortem*. Beberapa algoritma *machine learning* dapat mengembangkan tingkat keakuratan dari estimasi usia dental. Beberapa pemrograman *neural network* dapat melatih computer agar dapat secara otomatis mengestimasi usia seorang individual melalui perkembangan dari *artificial intelligence* (19).

Penentuan Jenis Kelamin

Aspek penting dalam identifikasi individual, selain usia adalah penentuan jenis kelamin. Model yang sebelumnya telah digunakan yaitu analisis diskriminan dan regresi logistik dapat diganti dengan algoritma yang diciptakan dari artificial neural network. Sehingga pengaplikasian dari teknik ini pada bidang odontologi forensik akan memiliki perkembangan yang menjanjikan untuk memudahkan pemakaian dan mengurangi terjadinya kesalahan (20).

Identifikasi Personal

Menggunakan teknik yang tepat, identifikasi personal adalah ilmu penting yang digunakan pada identifikasi manusia hidup, jenazah, dan juga jenazah yang tidak utuh. Pada investigasi tempat kejadian perkara, teknik ini biasa digunakan yaitu sistem *Personal*

Identification berdasarkan *Meta-Heuristic Algorithm*, yang dilaporkan dapat mengidentifikasi 97,7% kasus dengan menggunakan RP (21).

METODE PENELITIAN

Metode yang dilakukan dalam penulisan *review* ini menggunakan mesin pencarian Google Scholar menggunakan kata kunci "*artificial intelligence for age estimation using panoramic*" dengan variasi "*machine learning*","*deep learning*". Kriteria inklusi yang digunakan adalah penelitian yang diterbitkan pada tahun 2020-2023 yang menjelaskan mengenai identifikasi usia menggunakan radiografi panoramik dan dilakukan dengan bantuan AI, sedangkan kriteria eksklusi adalah penelitian identifikasi usia menggunakan RP tanpa bantuan AI, serta identifikasi usia dengan metode selain menggunakan RP. Sembilan jurnal didapatkan berdasarkan metode pencarian yang sesuai dengan kriteria inklusi. Tujuan penulisan *review* ini adalah untuk memaparkan aplikasi berbagai macam jenis AI yang digunakan pada estimasi usia menggunakan RP.

| No | Penulis & Tahun Publikasi | Judul | Metode | Simpulan |
|----|---|--|---|--|
| 1. | Seyed M. M. Kahaki, Md. Jan Nordin. Nazatul S. Ahmad, Mahir Arzoky. Waidah Ismail (2020) (22) | Deep convolutional neural network designed for age assessment based on orthopantomography data | Dataset dari 456 RP dengan rentang usia 1-17 tahun Ekstraksi menggunakan <i>projection-based feature transform</i> dan mendesain <i>deep convolutional neural networks (DCNNs)</i> | Metode ini dapat mengestimasi usia secara otomatis dengan akurat. |
| 2. | Dr. B. Hemalatha (2021) (23) | Intelligent identification of dental age assessment using elman neural network with guaranteed convergence particle swarm optimization | Menggunakan 100 RP dari anak-anak India. Menggunakan algoritma <i>Elman Neural Network (ENN)</i> dengan <i>Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization (GCPSO)</i> untuk | Hasil analisis menunjukkan tingkat akurasi 89% dibandingkan algoritma lainnya. |

| | | | mengklasifikasikan usia dental | |
|----|---|---|--|---|
| 3. | Macia J Zaborowicz. Kararzyna Zaborowicz. Barbara Biedziak. Tomasz Garbowski (2022) (24) | Deep learning neural modelling as a precise method in the assessment of the chronological age of children and adolescents using tooth and bone parameters | Menggunakan dataset dari 619 RP dengan rentang usia 4-15 tahun. Model neural dilakukan menggunakan H ₂ O.ai software dengan metode <i>deep learning</i> | Metode <i>neural modelling</i> dapat digunakan untuk menentukan usia berdasarkan perkembangan dental dan tulang |
| 4. | Fatemeh Sharifonnasabi. Noor Zaman Jhanjhi. Jacob John. Peyman Obeidy. Shahab S. Band. Hamid Alinejad-Rokny. Mohammed Baz (2022) (25) | Hybrid HCNN-KNN model enhances age estimation accuracy in orthopantomography | Menggunakan dataset dari 1992 RP dengan rentang usia 15-23 tahun. Menggunakan model <i>hybrid convolutional neural network dan K nearest neighbors (KNN)</i> | Dengan model hybrid dapat dengan akurat mengestimasi usia dengan tingkat akurasi 98.78% |
| 5. | Norhasmira Mohammad. Anuard Mikdad Muad. Rohana Ahmad. Mohd Yusmiadidil Putera Mohd Yusof (2022) (26) | Accuracy of advanced deep learning with tensorflow and keras for classifying teeth developmental stages in digital panoramic imaging | Menggunakan dataset 240 RP dengan rentang usia 5-14 tahun. Menggunakan implementasi <i>convolutions neural network</i> | Model yang digunakan memiliki akurasi 97,74% pada training, 96,63% pada validasi, dan 78,13% pada testing. Model CNN dapat mengestimasi usia tanpa over atau under estimasi dalam proses learning |

| | | | | |
|----|--|---|---|---|
| 6. | Chuang Chuang MU, Gang Li (2022) (27) | Age estimation using panoramic radiographs by transfer learning | Menggunakan RP dari 3000 pasien dengan rentang usia 12-71 tahun dibagi dalam grup <i>training set</i> (n=2400), <i>validation set</i> (n=300) dan <i>test set</i> (n=300). Menggunakan <i>transfer learning The ResNet, EfficientNet, VggNet</i> dan <i>DenseNet transfer learning models</i> | Transfer learning model dapat mengesktraksi berbagai macam fitur pada beberapa kelompok usia dan dapat digunakan pada estimasi usia menggunakan RP. |
| 7. | Merve Parlak Baydoğan, Sümeyye Çoşgun Baybars, Seda Arslan Tuncer (2022) (28) | Age detection by deep learning from dental panoramic radiographs | Menggunakan 627 PR dari individual berusia 2-21 tahun yang dibagi dalam dua kelas: <13 dan ≥ 13 tahun 70% dari dataset digunakan untuk <i>training</i> Menggunakan CNN dan k-CNN | Akurasi 84% dan sensitivitas 76% |
| 8. | Jihyeon Ko, Yu-Rin Kim, Han-Jeong Hwang, Won-du Chang, Man-Seok Han, Seoul-Hee Nam, Young-Jin Jung (2022) (29) | Dental panoramic radiography in age estimation for dental care using Dark-Net 19 | Menggunakan 15.000 PR untuk <i>training</i> dan dites menggunakan 2.000 PR Menggunakan <i>CNN (dark-net 19)</i> dengan 19 layer | Akurasi sekitar 84% dan 96% dengan estimasi rentang penerimaan ± 5 dan ± 10 tahun |
| 9. | Sumayh S. Aljameel, Lujain Althumairy, Basmah Albassam, Ghoson Alsheikh, Lama | Predictive artificial intelligence model for detecting dental age using panoramic radiograph images | Menggunakan 529 PR dengan usia 3-21+. 423 untuk <i>training</i> dan 106 untuk tes. Menggunakan <i>CNN</i> yaitu <i>Xception, VGG16</i> , | Model Xception memiliki performa yang paling baik dengan rasio kesalahan 1,417 untuk kelompok usia 6-11 tahun |

Albluwi, Reem
Althukair,
Muhanad
Alhareky,
Abdulaziz
Alamri, Afnan
Alabdan,
Suliman Y.
Shahin (2023)
(30)

*DenseNet121 dan
Resnet50*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Usia dental dapat didapatkan dengan menganalisis dental sebagai metode identifikasi usia. Gambaran radiografi dapat digunakan sebagai alat metode identifikasi usia dental manusia dengan melihat tahapan pertumbuhan dan perkembangan dental. Tahapan pertumbuhan dan perkembangan dental dapat dibagi menjadi dua yaitu tahapan pembentukan benih dan tahapan pertumbuhan atau erupsi dental. Mineralisasi gigi atau pembentukan dentin, enamel, dan sementum yang terjadi di dalam tulang alveolar adalah tahapan pembentukan dental. Pergerakan dental ke arah aksial hingga menembus puncak tulang alveolar dan mencapai level oklusal adalah erupsi atau pertumbuhan dental (31).

Dalam penelitian Seved *et al*(22), Zaborowicz *et al* (24), Mohammad *et al* (26) , Ko *et al* (29) dan Aljameel (30), pengembangan *artificial intelligence* yang digunakan adalah *convolutional neural networks (CNN)*. *CNN* adalah salah satu kelas dari *hierarchical neural networks* dengan berbagai tahapan konvolusi dan pengumpulan yang dapat menukar pesan-pesan antara satu sama lain (32). Tidak seperti teknik *feature-based learning* yang bergantung pada ekstraksi fitur diskriminatif yang kuat dari gambar-gambar dengan tujuan untuk memberikan *training* pada *classifier* untuk digunakan dalam membedakan antara beberapa kategori, *CNN* bergantung pada *feature representation learning*. *CNN* juga dapat mempelajari berbagai fitur representasi yang berguna secara langsung dari sebuah gambar, bukan dengan menggunakan fitur pembeda dari nilai pixel dalam sebuah gambar. Pada *CNN*, lapisan *convolutional* dapat mengekstrak fitur lokal, saat lapisan *pooling* mengurangi resolusi dari fitur sehingga menjadikan fitur tersebut lebih kuat terhadap *noise* (33,34).

Untuk menggunakan *CNN* dalam proses pengestimasi usia melalui foto radiografi panoramik, beberapa *filter* yang lebih kecil dari gambar asli akan dilibatkan dalam lapisan *convolutional*, dan bobot mana yang dipelajari pada tahapan *training*. Filter-filer ini

bertujuan untuk mengekstrak detail halus pada gambar seperti pinggiran, ujung dan gumpalan. Lapisan *pooling* juga diaplikasikan untuk mengurangi jumlah parameter yang dikomputasi sehingga mengurangi komputasi lapisan selanjutnya. Kemudian, CNN dilatih oleh koleksi fitur-fitur dental dan artinya ke dalam label-label dari *region of interest* (ROI) yang diekstraksi dalam bagian yang tersegmentasi. Lalu fitur *training* akan dilewatkan melalui CNN dan fitur-fitur spesifiknya yang lalu akan diekstraksi menggunakan fungsi aktivasi pada lapisan tertentu dari CNN. Meskipun masing-masing lapisan dari CNN merespon pada gambar *training*, hanya sebagian kecil lapisan yang sesuai untuk ekstraksi fitur gambar dimana tidak ada kondisi spesifik untuk mengidentifikasi lapisan-lapisan ini. Sehingga berbagai jumlah lapisan akan digunakan untuk mengobservasi bagaimana mereka berjalan.

Pada penelitian Hemalatha (23) menggunakan *Elman neural network* (ENN). ENN adalah salah satu dari *recurrent neural networks* (RNN) yang dibentuk oleh model neuron cell yang berjumlah besar berdasarkan aturan tertentu. Pada praktiknya, *neural network* (NN) adalah model matematik yang dapat memproses informasi secara parallel, dengan toleransi kesalahan yang baik, dan fungsi adaptivitas serta memori asosiatif. NN biasanya digunakan dalam klasifikasi dan rekognisi. Sebagai salah satu macam dari *recurrent network* *recurrent network* yang memiliki lapisan konteks sebagai lapisan dalam *self-referenced*, ENN dilatih dalam cara diawasi menggunakan algoritma *back propagation* yang populer, berdasarkan dalam input dan target yang diberikan kepada *network*. Sementara itu ENN dapat memodelkan sistem nonlinear dinamik dan mempelajari pola *time-varying* sehingga ENN memiliki kemampuan yang baik untuk memecahkan permasalahan dari serial diskrit waktu (35).

Pada penelitiannya, Sharifonnasabi *et al* (25) dan Baydogan (28) menggunakan sistem gabungan dari CNN dan *K-nearest neighbor* (KNN). KNN adalah macam dari algoritma *supervised learning* yang digunakan dalam regresi dan klasifikasi. KNN dapat memprediksi kelas yang tepat pada data tes dengan mengkalkulasi jarak antara data tes dan seluruh *training points*. KNN adalah metode non parametrik yang digunakan untuk klasifikasi. KNN sendiri adalah salah satu dari algoritma klasifikasi terbaik yang diketahui. KNN digunakan untuk mengklasifikasikan observasi-observasi yang tidak berlabel dengan cara mengelompokkan mereka dalam kelas contoh-contoh yang memiliki label paling mirip. Karakteristik dari observasi akan dikumpulkan untuk dataset *training* dan dataset tes (36).

Pada penelitian Mu *et al* (27), AI yang digunakan adalah *transfer learning*. *Transfer learning* berfokus pada mentransfer pengetahuan antara domain yang merupakan

metodologi *machine learning* untuk memecahkan masalah. *Transfer learning* bertujuan untuk memanfaatkan pengetahuan dari domain yang berhubungan (disebut domain sumber) untuk mengembangkan performa pembelajaran atau mengurangi jumlah contoh berlabel yang dibutuhkan pada domain target. Berdasarkan diskrepansi antara domain, *transfer learning* dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu *transfer learning* homogen dan heterogen. Pendekatan *transfer learning* homogen adalah mengembangkan penanganan situasi dimana domain-domain berasal dari ruang fitur yang sama. Pada *transfer learning* homoge, beberapa studi mengasumsikan bahwa domain-domain berbeda hanya pada distribusi marginal. Sehingga domain beradaptasi dengan cara mengoreksi bias pemilihan sampel dan *covariate shift* (37,38) *Transfer learning* heterogen merujuk pada proses transfer pengetahuan pada situasi dimana domain-domain memiliki ruang fitur yang berbeda. Selain adaptasi distribusi, *transfer learning* heterogen membutuhkan fitur adaptasi ruang, sehingga menjadikan *transfer learning* ini lebih rumit dibandingkan *transfer learning* homogen (39).

Pembahasan

Salah satu prosedur utama dalam ilmu klinis dental, prosedur hukum atau legal dan ilmu forensik adalah identifikasi usia dental. Identifikasi usia, dalam ilmu kedokteran gigi, digunakan dalam tahap perencanaan atau dalam pelaksanaan perawatan. Dalam ilmu forensik, identifikasi usia dental digunakan untuk pengidentifikasian korban bencana massal (31).

Gigi adalah struktur paling kuat dari tubuh manusia yang memiliki ketahanan tinggi terhadap faktor eksternal, seperti contohnya suhu tinggi, ledakan dan kondisi ekstrim lainnya. Dikarenakan usia dental adalah indikator biologis yang cukup tidak dipengaruhi faktor nutrisi dan faktor lainnya, identifikasi usia dental dikatakan lebih akurat dibandingkan dengan metode lainnya. Ada beberapa macam metode identifikasi usia dental antara lainnya morfologi, radiografi dan biokimia. Metode radiografi dianggap merupakan metode yang paling sederhana, mudah dilakukan, tidak invasive serta murah untuk estimasi usia (40).

Pemeriksaan estimasi usia dental merupakan proses yang rumit dan memakan waktu sehingga digunakanlah bantuan dari AI untuk mempermudah dan mempercepat proses identifikasi usia dental dari suatu gambaran radiografi. Pengembangan AI yang digunakan pada jurnal-jurnal di atas adalah CNN, ENN, KNN, dan *transfer learning*.

Berdasarkan kriteria inklusi pencarian jurnal, dapat ditemukan 9 jurnal yang sesuai dengan kriteria inklusi. Ditemukan 5 jurnal yang menggunakan pengaplikasian AI berjenis CNN dalam pengestimasi usia melalui gambaran radiografi panoramik dalam penelitiannya, 2 jurnal menggunakan pengaplikasian hibrida dari CNN dan KNN, 1 jurnal menggunakan metode ENN dan 1 jurnal menggunakan metode transfer learning. Pengaplikasian CNN merupakan metode yang paling banyak digunakan dalam pengaplikasian AI untuk membantu identifikasi estimasi usia dental dari radiografi panoramik.

SIMPULAN

Salah satu yang merupakan proses penting dalam suatu pengidentifikasian suatu tubuh atau jenazah adalah usia dental, sedangkan identifikasi usia dental menggunakan RP dapat disebut sebagai metode yang mudah dan murah untuk dilakukan. Tetapi, estimasi usia dental menggunakan analisis radiografi panoramik yang dilakukan secara manual dapat disebut sebagai proses yang rumit dan cukup menghabiskan banyak waktu sehingga pada pengembangan teknologi, digunakanlah pengembangan AI untuk membantu proses analisis radiografi panoramik. Dari 9 jurnal yang ditemukan menggunakan kriteria inklusi, ditemukan 5 jurnal yang menggunakan aplikasi AI berjenis CNN atau *convolutional neural network* untuk membantu proses estimasi usia dental yang juga terbukti dapat melakukan estimasi usia dental dari gambaran radiografi panoramik dengan akurasi cukup baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Aljameel SS, Althumairy L, Albassam B, Alsheikh G, Albluwi L, Althukair R, et al. Predictive Artificial Intelligence Model for Detecting Dental Age Using Panoramic Radiograph Images. *Big Data and Cognitive Computing*. 2023 Mar 1;7(1).
- Alkaabi S, Yussof S, Al-Mulla S. Evaluation of Convolutional Neural Network based on Dental Images for Age Estimation. 2019. 1–5 p.
- Alqahtani S, Hector M, Liversidge H. Accuracy of Dental Age Estimation Charts: Schour and Massler, Ubelaker and the London Atlas. *Am J Phys Anthropol*. 2014 Apr 8;154.
- AlQahtani S. Dental Age Assessment. In: Adams C, Carabott R, Evans S, editors. *Forensic Odontology: An Essential Guide*. First Edition. Chichester, West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd; 2014. p. 119–24.
- Bewes J, Low A, Morphett A, Pate F, Henneberg M. Artificial intelligence for sex

- determination of skeletal remains: Application of a deep learning artificial neural network to human skulls. *J Forensic Leg Med.* 2019 Feb 1;62.
- Ciresan D, Meier U, Masci J, Gambardella LM, Schmidhuber J. Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification. *International Joint Conference on Artificial Intelligence IJCAI-2011.* 2011. 1237–1242 p.
- Čular L, Tomaic M, Subašić M, Šarić T, Sajkovic V, Vodanovic M. Dental age estimation from panoramic X-ray images using statistical models. 2017 Jan 8;
- Davenport T, Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Hosp J.* 2019 Jun 1;6:94–8.
- Day O, Khoshgoftaar T. A survey on heterogeneous transfer learning. *J Big Data.* 2017 Sep 26;4:29.
- Demirjian A, Goldstein H, Tanner JM. A New System of Dental Age Assessment. *Hum Biol.* 1973 Jan;45:211–27.
- Demirjian A, Goldstein H. New system for dental maturity based on seven and four teeth. *Ann Hum Biol.* 1976 Oct 1;3:411–21.
- Hammadi D, Al-Mashhadani H, Mahmood F, Ramo F. Personal Identification System Using Dental Panoramic Radiograph Based on Meta_Heuristic Algorithm. 2019 Apr 19;
- Hemalatha DrB. Intelligent Identification of Dental Age Assessment using Elman Neural Network with Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization. *Int J of Aquatic Science [Internet].* 2021;12(3):2375–86. Available from: http://www.journal-aquaticscience.com/article_136925.html
- Huang J, Smola A, Gretton A, Borgwardt K, Schölkopf B. Correcting Sample Selection Bias by Unlabeled Data. Vol. 19, *Advances in Neural Information Processing Systems 19: Proceedings of the 2006 Conference*, 601-608 (2007). 2006. 601–608 p.
- Ko J, Kim YR, Hwang HJ, Chang W Du, Han MS, Nam SH, et al. Dental Panoramic Radiography in Age Estimation for Dental Care using Dark-Net 19. *Journal of Magnetism.* 2022;27(4):485–91.
- LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep Learning. *Nature.* 2015 Jan;521:436–44.
- Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. *ArXiv.* 2014 Nov 1;79.
- Mahasantiapiya PM, Yeesarapat U, Suriyadet T, Sricharoen J, Dumrongwanich A, Thaiupathump T. Bite Mark Identification Using Neural Networks: A Preliminary Study. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science.* 2011 Mar 1;1.
- Memorando J. Evaluation of mandibular third molar for age estimation of Filipino

- population age 9 - 23 years. *J Forensic Odontostomatol.* 2020 May 15;1:26–33.
- Mohammad N, Muad A, Ahmad R, Mohd Yusof MYP. Accuracy of advanced deep learning with tensorflow and keras for classifying teeth developmental stages in digital panoramic imaging. *BMC Med Imaging.* 2022 Apr 8;22.
- Moorrees C, Fanning E, Hunt E. Age Variation of Formation Stage for Ten Permanent Teeth. *J Dent Res.* 1963 Jan;42:1490–502.
- Mousavi Kahaki SM, Nordin MJ, Ahmad NS, Arzoky M, Ismail W. Deep convolutional neural network designed for age assessment based on orthopantomography data. *Neural Comput Appl.* 2020 Jul 1;32.
- Mu C, Li G. Age Estimation using Panoramic Radiographs by Transfer Learning. *Chin J Dent Res.* 2022 Jun 10;25:119–24.
- Mualla N, Houssein E, Hassan M. Dental Age Estimation Based on X-ray images. *Computers, Materials & Continua.* 2019 Jan 1;61:591–605.
- Mughal A, Hassan N, Ahmed A. Bone Age Assessment Methods: A Critical Review. *Pak J Med Sci.* 2014 Mar 2;30:211–5.
- Nagi R, Konidena A, Rakesh D, Jain S, Kaur N, Mann A. Digitization in forensic odontology: A paradigm shift in forensic investigations. *J Forensic Dent Sci.* 2019 Jan 1;11:5.
- Panchbhai A. Dental radiographic indicators, a key to age estimation. *Dentomaxillofac Radiol.* 2011 May 1;40:199–212.
- Parlak Baydoğan M, Çoşgun Baybars S, Tuncer SA. Age Detection by Deep Learning from Dental Panoramic Radiographs. *Artificial Intelligence Theory and Application.* 2022;2(2):51–8.
- Patil D, Vineetha R, Vatsa S, Shetty D, Raju A, Naik N, et al. Artificial neural network for gender determination using mandibular morphometric parameters: A comparative retrospective study. *Cogent Eng.* 2020 Feb 7;7.
- Ren G, Cao Y, Wen S, Huang T, Zeng Z. A Modified Elman Neural Network with a New Learning Rate Scheme. *Neurocomputing.* 2018 Apr 1;286.
- Schmeling A, Reisinger W, Geserick G, Olze A. Age estimation of unaccompanied minors: Part I. General considerations. *Forensic Sci Int [Internet].* 2006;159:S61–4. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0379073806000740>
- Sharifonnasabi F, Zaman N, John J, Obeidy P, S. Band S, Alinejad-Rokny H, et al. Hybrid HCNN-KNN Model Enhances Age Estimation Accuracy in Orthopantomography. *Front Public Health.* 2022 May 1;10:879418.
- Sharma S. Artificial Intelligence in Dentistry: The Current Concepts and a Peek into the

- Future. *International Journal of Contemporary Medical Research [IJCMR]*. 2019 Dec 1;6.
- Sugiyama M, Suzuki T, Nakajima S, Kashima H, von Büнау P, Kawanabe M. Direct importance estimation for covariate shift adaptation. *Ann Inst Stat Math*. 2008 Feb 1;60:699–746.
- Tao J, Wang J, Wang A, Xie Z, Wang Z, Wu S, et al. Dental Age Estimation: A Machine Learning Perspective. In: *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Springer Verlag; 2020. p. 722–33.
- Ubelaker D, Parra R. Application of Three Dental Methods of Adult Age Estimation from Intact Single Rooted Teeth to a Peruvian Sample. *J Forensic Sci*. 2008 Jan;53:608–11.
- Willems G, Olmen A, Spiessens B, Carels C. Dental Age Estimation in Belgian Children: Demirjian's Technique Revisited. *J Forensic Sci*. 2001 Aug 1;46:893–5.
- Wróbel K, Doroz R, Porwik P, Naruniec J, Kowalski M. Using a Probabilistic Neural Network for lip-based biometric verification. *Eng Appl Artif Intell*. 2017 Sep 1;64:112–27.
- Zaborowicz M, Zaborowicz K, Biedziak B, Garbowski T. Deep Learning Neural Modelling as a Precise Method in the Assessment of the Chronological Age of Children and Adolescents Using Tooth and Bone Parameters. *Sensors*. 2022 Jan 14;22:637.
- Zhang Z. Introduction to machine learning: K-nearest neighbors. *Ann Transl Med*. 2016 Jun 1;4:218.