



Klasifikasi Tulang Tengkorak Manusia Berdasarkan Jenis Kelamin Menggunakan Backpropagation Pada Antropologi Forensik

Mhd. Kadarman¹, Iis Afrianty^{*2}, Elvia Budianita³, Fadhilah Syafria⁴

Email: ¹kadarman.nasti@gmail.com, ^{2*}iis.afrianty@uin-suska.ac.id, ³elvia.budianita@uin-suska.ac.id,

⁴fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id

¹²³⁴Teknik Informatika, Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Diterima: 23 November 2024 | Direvisi: 03 Desember 2024 | Disetujui: 20 Desember 2024

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Klasifikasi tulang tengkorak berdasarkan jenis kelamin merupakan langkah utama pada antropologi forensik dalam mengidentifikasi profil sisa-sisa kerangka. Klasifikasi jenis kelamin bertujuan untuk menentukan apakah kerangka tertentu adalah milik laki-laki atau perempuan. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi tulang tengkorak berdasarkan jenis kelamin dengan menggunakan teknik pembelajaran mesin tingkat lanjut, khususnya *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menunjukkan kinerja BPNN. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Dr. William Howells, meliputi pengukuran kraniometri dari 2524 sampel tengkorak laki-laki dan perempuan, dengan 86 variabel seperti lebar *bizygomatic* dan *panjang glabello-oksipital*. Teknik BPNN digunakan karena kemampuannya untuk memodelkan hubungan yang kompleks dan tidak linier. Kinerja model ini dievaluasi dengan menggunakan metrik standar akurasi. Pembagian data latih dan data uji menggunakan *k-fold cross-validation* dengan $k = 10$. Penelitian ini menjalankan dua skenario uji, yaitu menggunakan satu *hidden layer* dan dua *hidden layer*. Untuk masing-masing model arsitektur menggunakan *learning rate* sebagai parameter uji, yaitu 0,1; 0,01; dan 0,001. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan pembelajaran mesin dapat secara efektif membedakan antara tulang tengkorak laki-laki dan perempuan, dengan akurasi rata-rata 92,32% untuk satu *hidden layer* dan 90,74% untuk dua *hidden layer*. Hasil tersebut menunjukkan, model klasifikasi tulang tengkorak manusia berbasis *gender* dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* sangat disarankan sebagai teknik yang berhasil dalam mengklasifikasikan tulang tengkorak manusia.

Kata kunci: *backpropagation, klasifikasi, skull bones, antropologi forensik*

Classification of Human Skull Bones on Gender Using Backpropagation in Forensic Anthropology

Abstract

Classification of skull bones by sex is a key step in forensic anthropology in identifying the profile of skeletal remains. Sex classification aims to determine whether a particular skeleton belongs to a male or female. This research focuses on the classification of skull bones by sex using advanced machine learning techniques, specifically the Backpropagation Neural Network (BPNN). The purpose of this study is to demonstrate the performance of BPNN. The data used in this study was obtained from Dr. William Howells, including craniometric measurements of 2524 male and female skull samples, with 86 variables such as bizygomatic width and glabello-occipital length. The BPNN technique was used due to its ability to model complex and non-linear relationships. The performance of this model was evaluated using standard accuracy metrics. The division of training and test data used k-fold cross-validation with $k = 10$. This study ran two test scenarios, using one hidden layer and two hidden layers. For each architecture model, the learning rate was used as a test parameter, namely 0.1; 0.01; and 0.001. The results show that the machine learning approach can effectively distinguish between male and female skull bones, with an average accuracy of 92.32% for one hidden layer and 90.74% for two hidden layers. These results indicate that the gender-based human

skull bone classification model using backpropagation artificial neural network is highly recommended as a successful technique in classifying human skull bones.

Keywords: *backpropagation, klasifikasi, skull bones, antropologi forensik*

1. PENDAHULUAN

Antropologi forensik adalah bidang identifikasi kerangka, terutama kaitannya dengan pengambilan dan pemeriksaan tulang dengan tujuan menentukan profil biologis [1]. Dengan menganalisis sisa-sisa kerangka, antropologi forensik dapat merekonstruksi profil biologis seseorang yang telah meninggal, termasuk jenis kelamin, usia kematian, ras, dan perawakan [2], [3]. Para ahli forensik sering menggunakan tulang untuk menentukan identitas seseorang seperti garis keturunan, jenis kelamin, perkiraan usia, perkiraan tinggi badan, perkiraan penyebab kematian, dan perkiraan waktu kematian [4].

Komponen paling penting dari antropologi forensik adalah penentuan jenis kelamin, yang merupakan langkah pertama sebelum memperkirakan usia, garis keturunan, dan perawakan [2], [4], [5]. Klasifikasi jenis kelamin ditujukan untuk menentukan apakah kerangka yang diberikan adalah milik laki-laki atau perempuan [5]. Untuk perkiraan usia yang lebih tepat, jenis kelamin dari koleksi jasad yang tidak diketahui harus ditentukan [6].

Ada dua metode untuk klasifikasi jenis kelamin dari sisa-sisa kerangka yang sering digunakan, yaitu metode morfologi dan osteometrik [7]. Pengukuran osteometrik berhubungan dengan ukuran seperti berat badan, proporsi tubuh serta bentuk kerangka manusia seperti sudut kemaluan, panjang kemaluan [8], [9]. Sedangkan pengukuran morfologi terkait dengan pengamatan kriteria visual [5]. Beberapa bagian kerangka tubuh yang biasanya dianalisis dalam menentukan jenis kelamin adalah panggul [10], tengkorak [11], rahang bawah [12], *cranial* [13], tulang paha [14], dan *tibia* [15]. Tulang tengkorak merupakan salah satu tulang terbaik dalam menentukan jenis kelamin setelah tulang panggul dengan tingkat akurasi hingga 90% [16], [17]. Namun, tulang panggul tidak mudah disimpan dan rapuh, sedangkan tulang tengkorak terdiri dari jaringan keras yang biasanya dapat dipertahankan dengan baik, dan stabilitas fitur dimorfik seksual yang lebih baik [18], [19].

Meskipun metode seperti analisis morfologi dan osteometrik telah terbukti efektif dalam banyak kasus, terdapat beberapa keterbatasan yang tidak dapat diatasi, seperti ketidakakuratan dalam identifikasi ketika sisa-sisa kerangka mengalami kerusakan atau fragmentasi yang parah [20]. Keterbatasan ini sering kali disebabkan oleh variasi individu dan populasi yang dapat mempengaruhi hasil analisis, sehingga memerlukan pendekatan yang lebih komprehensif untuk meningkatkan akurasi [21], [22]. Oleh karena itu, integrasi metode tradisional dengan teknologi modern, seperti *machine learning*, dapat menjadi solusi yang menjanjikan untuk mengatasi masalah ini dan meningkatkan keandalan dalam klasifikasi jenis kelamin dari sisa-sisa kerangka [23], [24], [25].

Machine Learning merupakan bagian dari ilmu komputer yang mampu mempelajari data dan melakukan prediksi masa depan berdasarkan data yang ada [3], [17]. Penerapan *machine learning* dalam bidang antropologi forensik memiliki potensi signifikan untuk mengurangi tingkat kesalahan, meningkatkan efisiensi dalam pemeriksaan dan pengolahan data, serta menyediakan informasi yang lebih mendalam yang dapat mendukung pengambilan keputusan oleh praktisi kesehatan [26], [27], [28]. Penerapan *machine learning* dalam antropologi forensik dapat mencapai tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu 97%, yang menegaskan efektivitas *machine learning* dalam meningkatkan keandalan analisis forensik antropologi [19].

Identifikasi jenis kelamin dari sisa-sisa kerangka telah dicapai melalui penggunaan teknik *machine learning*. Dengan menggunakan ambang batas 0,01 dan tingkat pembelajaran 0,1 penelitian menunjukkan bahwa akurasi maksimum 92,01%, dicapai dalam klasifikasi tulang tengkorak berdasarkan jenis kelamin dengan menggunakan pendekatan *Learning Vector Quantization 1* (LVQ1) dan seleksi fitur menggunakan *Gain Ratio* [4].

Penggunaan model *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi tulang tengkorak menunjukkan hasil yang lebih baik jika menggunakan kernel RBF dibandingkan dengan kernel lainnya, menurut penelitian yang menggunakan pendekatan SVM untuk mendeteksi jenis kelamin dari data tulang tengkorak. Pengukuran akurasi, presisi, recall, dan validasi silang yang mencapai nilai di atas 90% [17].

Penelitian lainnya yang dilakukan menggunakan metode *Ant Colony Algorithm-Optimized Back Propagation Neural Network* dalam klasifikasi jenis kelamin berdasarkan sisa-sisa kerangka menghasilkan akurasi tertinggi untuk semua bagian kerangka di mana untuk femur adalah 89,44%, humerus dengan 88,97% dan tibia dengan 87,52% [7]. Pada penelitian lainnya, dalam mengklasifikasikan jenis kelamin berdasarkan tengkorak tiga dimensi menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* memiliki akurasi sebesar sebesar 96,764% [29]. Penelitian lainnya juga menunjukkan akurasi yang tinggi sebesar 98% dalam identifikasi jenis kelamin menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* dalam melatih model pada fitur suara dengan fokus pada karakteristik berbasis ritme yang menunjukkan keefektifan dan keakuratan algoritma BPNN [30].

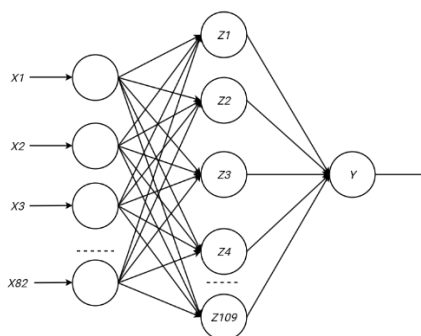
Backpropagation Neural Network merupakan teknik yang sangat efektif yang terkenal dengan tingkat akurasi yang tinggi, kemampuan generalisasi yang kuat, dan stabilitas yang baik [30]. *Backpropagation* telah muncul sebagai salah satu teknik kategorisasi yang paling populer dalam beberapa tahun terakhir karena landasan teoritisnya yang kuat dan kapasitas yang memadai untuk generalisasi [29], [31]. Dalam disiplin ilmu antropologi forensik, teknik pembelajaran mesin seperti *Backpropagation Neural Network* menunjukkan bias yang rendah dan akurasi prediksi yang tinggi ketika mengidentifikasi jenis

kelamin dari kerangka manusia [29]. Penelitian ini menerapkan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dalam mengklasifikasikan tulang tengkorak manusia berdasarkan jenis kelamin pada bidang antropologi forensik. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis performa BPNN dalam mengklasifikasikan tulang tengkorak manusia berdasarkan jenis kelamin pada bidang antropologi forensik.

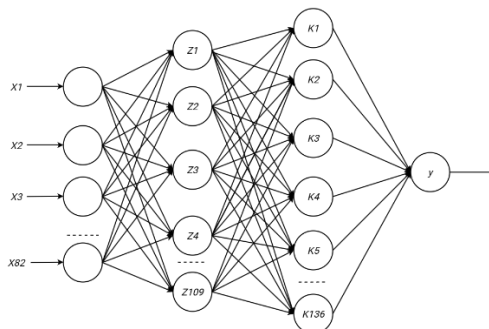
2. METODE PENELITIAN

2.1. Backpropagation Neural Network

Backpropagation Neural Network (BPNN) merupakan salah satu algoritma pembelajaran yang paling penting dalam pengembangan jaringan saraf tiruan (JST). Sejarah *backpropagation* dimulai pada tahun 1970-an ketika Paul Werbos memperkenalkan konsep ini dalam disertasinya, yang kemudian diadopsi dan dikembangkan lebih lanjut oleh Geoffrey Hinton dan timnya pada tahun 1986. Algoritma ini dirancang untuk mengoptimalkan bobot jaringan dengan cara meminimalkan kesalahan output melalui metode propagasi balik [32]. *Backpropagation* menjadi populer karena kemampuannya dalam melatih jaringan saraf berlapis (*multi-layer neural networks*) dan telah menjadi dasar bagi banyak aplikasi dalam kecerdasan buatan. Arsitektur jaringan *backpropagation neural network* dapat dilihat pada Gambar 1 dan 2.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan BPNN dengan 1 Hidden Layer



Gambar 2. Arsitektur Jaringan BPNN dengan 2 Hidden Layer

Backpropagation Neural Network (BPNN) adalah algoritma pembelajaran mesin yang diawasi. Perhitungan nilai menggunakan *Backpropagation* dilakukan melalui dua tahap, yaitu perambatan maju dan perambatan mundur. *Backpropagation* bekerja dengan memperbarui bobot dan bias secara terus menerus untuk menghasilkan nilai *error* yang *minimum*. Semakin kecil nilai *error*, maka semakin tinggi akurasi yang dihasilkan oleh *neural network*. Proses *backpropagation* bekerja dengan menghitung gradien dari fungsi kesalahan dan menyebarkannya kembali melalui jaringan. Setiap neuron dalam jaringan akan memperbarui bobotnya berdasarkan kontribusi kesalahan yang diterima dari neuron-neuron dilapisan berikutnya [33]. Dengan cara ini, *backpropagation* dapat mengurangi perbedaan antara output yang dihasilkan oleh jaringan dan target output yang diinginkan, sehingga meningkatkan akurasi model [32].

2.2. Dataset

Pengukuran yang dilakukan oleh Dr. William W. Howells pada tahun 1965 hingga 1980 merupakan kumpulan data tulang tengkorak yang digunakan dalam penelitian ini. Ada 2.524 data tengkorak manusia dalam dataset ini, 1.368 di antaranya berasal dari laki-laki dan 1.156 dari perempuan. Data sekunder penelitian ini berasal dari situs *website* <https://web.utk.edu/~auerbach/HOWL.htm>. Dataset ini memiliki 86 variabel kranimetri yang digunakan sebagai pengukuran untuk mengklasifikasikan jenis kelamin. Dalam penelitian ini, terdapat dua kategori, yaitu *Male* dan *Female*. Tabel 1 dan 2 menunjukkan parameter untuk setiap variabel tengkorak dan pengukuran tulang tengkorak di setiap variabel.

Table 1. Sepuluh Fitur Pengukuran Tulang Tengkorak

Kode	Fitur Parameter Tulang Tengkorak
...	...

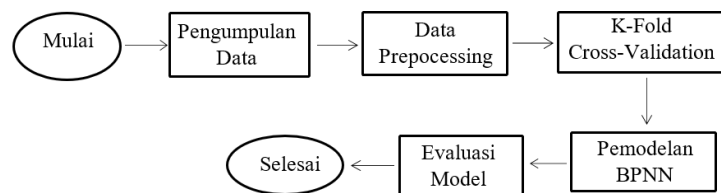
STB	Skull Thickness Base
FRC	Frontal Ridge Crest
FRS	Frontal Ridge Suture
FRF	Frontal Ridge Fracture
PAC	Parietal Arc
PAS	Parietal Arc Span
PAF	Parietal Arc Frontal
OCC	Occipital Condyle
OCS	Occipital Condyle Surface
OCF	Occipital Condyle Fossa
...	...
TBA	Thiobarbituric acid

Table 2. Pengukuran Tulang Tengkorak

CLASS	...	STB	FRC	FRS	FRF	PAC	...	TBA
M	...	119	120	28	54	108	...	0
M	...	121	115	26	51	118	...	0
M	...	124	117	24	53	118	...	0
M	...	121	118	26	57	114	...	0
F	...	104	108	21	49	109	...	154
F	...	104	104	23	48	104	...	151
...
F	...	160	117	112	60	131	...	156

2.3. Tahapan Penelitian

Dalam penelitian ini menerapkan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dengan berbagai parameter uji seperti *learning rate*, jumlah *hidden layer*, dan jumlah *hidden neuron* untuk mengklasifikasikan tulang tengkorak berdasarkan jenis kelamin. Dua kategori label yang digunakan adalah "Male" dan "Female". Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model *Backpropagation Neural Network* yang mampu mengklasifikasikan tulang tengkorak dengan tingkat akurasi yang tinggi. Tahapan pelatihan model yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi beberapa langkah berikut:



Gambar 3. Tahapan Penelitian Klasifikasi Tulang Tengkorak

Data yang telah dikumpulkan melalui proses *preprocessing* meliputi pembersihan dari nilai yang hilang (*missing values*), penghapusan kolom yang tidak relevan untuk pembangunan model pembelajaran, serta penghilangan *noise*. Dalam penelitian ini, tiga kolom variabel yang dihapus adalah 'id', 'popnum', dan 'population' karena hanya menyediakan informasi tentang nomor, nama, dan jumlah populasi.

Setelah *preprocessing* data selesai, dilanjutkan dengan tahapan transformasi data. Transformasi data terdiri dari *encoding* label atau fitur dan normalisasi data. *Encoding* fitur kategorikal, yang akan di *encoding* adalah fitur *Sex* terdiri dari "female" akan menjadi 0 dan "male" akan menjadi 1.

Pendekatan *min-max*, sebuah skala fitur yang memodifikasi setiap fitur agar memiliki rata-rata nol dan standar deviasi satu, digunakan untuk menormalkan data. Hasilnya, masing-masing dari 82 fitur sama-sama berguna. Nilai rata-rata setiap fitur dikurangi, dan hasilnya kemudian dibagi dengan deviasi standar fitur tersebut. Skala fitur ini bekerja lebih baik dengan fitur yang memiliki distribusi tidak normal dan lebih tahan terhadap *outlier*.

Dengan menggunakan *k-fold cross-validation* dengan K=10, dataset kemudian dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Untuk mengidentifikasi pola dalam data yang masuk, data harus terlebih dahulu diajarkan atau melalui proses pembelajaran, oleh karena itu pemisahan ini diperlukan.

Tujuannya adalah agar model kategorisasi yang dihasilkan dapat disempurnakan lebih lanjut dan digunakan untuk membuat prediksi yang akurat. 2.272 data pelatihan dibuat untuk penelitian ini untuk melatih model, dan 252 data pengujian dibuat untuk mengevaluasi kinerja model setelah dilatih. Setelah pembagian data, model arsitektur jaringan *Backpropagation Neural Network* digunakan untuk pelatihan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan menggunakan *tools* dari *Google Colab*, pengujian dilakukan dengan menggunakan 2.524 tulang tengkorak dan 82 variabel yang diimplementasikan menggunakan pemrograman *Python*. Prosedur pembersihan data yang dilakukan selama tahap *preprocessing* menghasilkan 82 variabel tersebut. Dengan satu *hidden layer* memiliki tiga *learning rate* yang berbeda yaitu, 0,1; 0,01; dan 0,001. Setiap *learning rate* akan menggunakan *hidden neuron* yang berbeda yaitu, 109; 136; dan 163 yang dapat dilihat pada tabel 3 berikut.

Table 3. Akurasi Rata-rata dengan 1 Hidden Layer

α	Hidden Neuron	Average Accuracy (%)
0,1	109	91,27
	136	90,61
	163	91
0,01	109	89,55
	136	92,32
	163	90,61
0,001	109	90,60
	136	91
	163	91,66

Untuk pengujian selanjutnya menggunakan dua *hidden layer* yang memiliki tiga *learning rate* yang berbeda yaitu, 0,1; 0,01; dan 0,001. Setiap *learning rate* akan menggunakan dua *hidden neuron* yang berbeda yaitu, 109-136; 136-163; dan 163-109 yang dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Table 4. Akurasi Rata-rata dengan 2 Hidden Layer

α	Hidden Neuron	Average Accuracy (%)
0,1	109-136	90,21
	136-163	89,15
	163-109	90,08
0,01	109-136	90,74
	136-163	88,75
	163-109	90,08
0,001	109-136	90,08
	136-163	90,61
	163-109	89,15

Satu kali pengujian dilakukan dengan satu *learning rate* dan *hidden neuron* yang sama. Satu kali pengujian, dilakukan berulang hingga tiga kali percobaan dengan *epoch* 1000. Dengan contoh, pengujian dilakukan menggunakan $\alpha = 0,1$; 1 *hidden layer*; dan *hidden neuron* = 109 yang terdapat pada Tabel 3. Untuk setiap kali percobaan akan menghasilkan sebuah akurasi dengan parameter yang telah ditentukan. Dengan demikian, satu kali pengujian memiliki tiga kali percobaan yang akan menghasilkan tiga buah akurasi yang berbeda. Tiga buah akurasi tersebut akan dijumlahkan untuk mencari nilai rata-rata sehingga akan menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 91,27% yang dapat mewakili dari satu kali pengujian dengan parameter $\alpha = 0,1$; 1 *hidden layer*; dan *hidden neuron* = 109. Langkah yang sama juga diterapkan pada 2 *hidden layer* yang terdapat pada Tabel 4.

Dari Tabel 3 dan Tabel 4 menunjukkan bahwa pendekatan pembelajaran mesin dapat secara efektif membedakan antara tulang tengkorak laki-laki dan perempuan, dengan rata-rata akurasi tertinggi pada satu *hidden layer* sebesar 92,32% dan rata-rata akurasi tertinggi pada dua *hidden layer* sebesar 90,74%. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa model mampu secara konsisten melakukan pengelompokan yang efektif antara berbagai label dalam dataset. Pada penelitian ini, model dengan satu *hidden layer* memiliki nilai rata-rata akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model yang memiliki dua *hidden layer*. Dengan hasil tersebut, menunjukkan bahwa klasifikasi tulang tengkorak manusia berdasarkan jenis kelamin menggunakan BPNN sangat direkomendasikan sebagai metode yang efektif untuk klasifikasi tulang tengkorak manusia.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *backpropagation* pada jaringan saraf tiruan sangat efektif dalam mengklasifikasikan tulang tengkorak manusia berdasarkan jenis kelamin dengan tingkat akurasi tertinggi pada satu *hidden layer* sebesar 92,32% dan rata-rata akurasi tertinggi pada dua *hidden layer* sebesar 90,74%. Model ini direkomendasikan untuk digunakan dalam analisis forensik, terutama dalam identifikasi jenis kelamin kerangka manusia. Model penelitian sangat dipengaruhi oleh arsitektur *hidden neuron* yang berperan dalam membentuk arsitektur jaringan BPNN. Meskipun demikian, ada beberapa kekurangan yang perlu diperhatikan. Salah satunya adalah kompleksitas model itu sendiri. Penyesuaian parameter yang cermat agar tidak terjadi *overfitting* atau *underfitting*. Ketergantungan model pada kualitas dan kuantitas data input juga merupakan faktor penting yang harus dipertimbangkan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi jenis algoritma jaringan saraf lainnya yang mungkin meningkatkan akurasi dan efisiensi, serta memperluas pengumpulan data tengkorak dari populasi yang lebih beragam. Selain itu, penelitian bisa mengintegrasikan teknik pencitraan dan teknologi 3D guna memperkaya dataset dan meningkatkan akurasi prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Christensen, N. V. Passalacqua, and E. J. Bartelink, "Introduction to forensic anthropology," in *Forensic Anthropology*, Elsevier, 2019, pp. 1–31. doi: 10.1016/b978-0-12-815734-3.00001-4.
- [2] Arthy, R. Goel, and S. M., "Determination of Sex by Osteometry of Third Metatarsal," *Indian Journal of Forensic Medicine & Toxicology*, vol. 14, no. 3, pp. 1–5, 2020.
- [3] E. Nikita and P. Nikitas, "On the use of machine learning algorithms in forensic anthropology," *Leg Med*, vol. 47, Nov. 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.legalmed.2020.101771>.
- [4] Y. Harni, I. Afrianty, S. Sanjaya, R. Abdillah, F. Yanto, and F. Syafria, "Performance Analysis of LVQ 1 Using Feature Selection Gain Ratio for Sex Classification in Forensic Anthropology," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 5, no. 1, pp. 211–218, Jun. 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3625.
- [5] I. Afrianty, D. Nasien, and H. Haron, "Performance Analysis of Support Vector Machine in Sex Classification of The Sacrum Bone in Forensic Anthropology," *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, vol. 15, no. 1, pp. 63–72, Jun. 2022, doi: <https://doi.org/10.15408/jti.v15i1.25254>.
- [6] D. H. Ubelaker and H. Khosrowshahi, "Estimation of age in forensic anthropology: historical perspective and recent methodological advances," Jan. 02, 2019, *Taylor and Francis Ltd.* doi: <https://doi.org/10.1080/20961790.2018.1549711>.
- [7] N. L. Hairuddin, L. M. Yusuf, and M. S. Othman, "Gender Classification On Skeletal Remains: Efficiency of Metaheuristic Algorithm Method and Optimized Back Propagation Neural Network," *Journal of Information and Communication Technology*, vol. 19, no. 2, pp. 251–277, Apr. 2020, doi: 10.32890/jict2020.19.2.5.
- [8] H. Haeril, S. Sulaeman, and M. A. Syafruddin, "Profil Indeks Massa Tubuh Atlet Cabang Bela Diri Komite Olahraga Nasional Indonesia Kota Makassar," *Jurnal Sport Science*, vol. 12, no. 2, pp. 90–98, Aug. 2022, doi: 10.17977/um057v12i2p90-98.
- [9] M. N. Bustan, I. Aprilo, and K. Anwar, "Derajat Kesehatan Jasmani dan Postur Siswa Sekolah di Makassar," *Media Kesehatan Masyarakat Indonesia*, vol. 14, no. 1, pp. 93–99, Mar. 2018, doi: 10.30597/mkmi.v14i1.3781.
- [10] Y. Etli, M. Asirdizer, Y. Hekimoglu, S. Keskin, and A. Yavuz, "Sex estimation from sacrum and coccyx with discriminant analyses and neural networks in an equally distributed population by age and sex," *Forensic Sci Int*, vol. 303, pp. 1–9, Oct. 2019, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.109955>.
- [11] N. Techataweewan, J. T. Hefner, L. Freas, N. Surachotmongkhon, R. Benchawattananon, and N. Tayles, "Metric sexual dimorphism of the skull in Thailand," *Forensic Science International: Reports*, vol. 4, pp. 1–12, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.fsir.2021.100236.
- [12] S. Braun, A. F. Ridel, E. N. L'Abbé, C. E. Theye, and A. C. Oettlé, "Repeatability of a morphoscopic sex estimation technique for the mental eminence on micro-focus X-ray computed tomography models," *Forensic Imaging*, vol. 28, pp. 1–5, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.fri.2022.200500.
- [13] D. H. Toneva, S. Y. Nikolova, G. P. Agre, D. K. Zlatareva, V. G. Hadjidekov, and N. E. Lazarov, "Data mining for sex estimation based on cranial measurements," *Forensic Sci Int*, vol. 315, pp. 1–14, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.forsciint.2020.110441.
- [14] J. Tetteh, A. K. Appiah, C. S. Abaidoo, and C. Adjei-Antwi, "The forensic use of percutaneous femur length in height and sex estimation among Ghanaians," *Forensic Science International: Reports*, vol. 4, pp. 1–6, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.fsir.2021.100234.
- [15] M. K. Misiani, T. Amuti, S. Darbar, P. Mandela, E. Maranga, and M. Obimbo, "Sex determination from dimensions of distal tibiae in adult Kenyans: A discriminant function analysis," *Translational Research in Anatomy*, vol. 20, pp. 1–5, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.tria.2020.100075.
- [16] D. Toneva, S. Nikolova, G. Agre, D. Zlatareva, V. Hadjidekov, and N. Lazarov, "Machine learning approaches for sex estimation using cranial measurements," *Int J Legal Med*, May 2020, doi: 10.1007/s00414-020-02460-4.

- [17] S. Sri Rahayu *et al.*, “Klasifikasi Tulang Tengkorak Berdasarkan Jenis Kelamin Dalam Antropologi Forensik Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Inovtek Polbeng*, vol. 9, no. 1, pp. 243–256, 2024.
- [18] F. Curate, “The Estimation of Sex of Human Skeletal Remains in the Portuguese Identified Collections: History and Prospects,” Mar. 01, 2022, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/forensicsci2010021.
- [19] W. Yang, M. Zhou, P. Zhang, G. Geng, X. Liu, and H. Zhang, “Skull Sex Estimation Based on Wavelet Transform and Fourier Transform,” *Biomed Res Int*, vol. 2020, pp. 1–10, 2020, doi: 10.1155/2020/8608209.
- [20] H. K. Khartade, V. Meshram, S. P. Garg, and D. K. Mishra, “Identification of skeletal remains by orthopaedic implant: A case report and brief review of the literature,” *Med Sci Law*, vol. 61, no. 2, pp. 1–4, Apr. 2020, doi: 10.1177/0025802420975304.
- [21] S. R. Kelley and S. D. Tallman, “Population-Inclusive Assigned-Sex-at-Birth Estimation from Skull Computed Tomography Scans,” *Forensic Sciences*, vol. 2, no. 2, pp. 321–348, Jun. 2022, doi: 10.3390/forensicsci2020024.
- [22] C. E. Hughes, C. Juarez, and A. Di Yim, “Forensic anthropology casework performance: Assessing accuracy and trends for biological profile estimates on a comprehensive sample of identified decedent cases,” *J Forensic Sci*, vol. 66, no. 5, pp. 1–15, Sep. 2021, doi: 10.1111/1556-4029.14782.
- [23] Y. Cao *et al.*, “Use of deep learning in forensic sex estimation of virtual pelvic models from the Han population,” *Forensic Sci Res*, vol. 7, no. 3, pp. 540–549, 2022, doi: 10.1080/20961790.2021.2024369.
- [24] D. Nasien, M. Hasmil Adiya, Y. Rahayu, and D. Willieam Anggara, “A MACHINE LEARNING MODEL FOR DETERMINATION OF GENDER UTILIZING HYBRID CLASSIFIERS,” *Journal of Applied Engineering and Technological Science*, vol. 5, no. 1, pp. 542–556, 2023.
- [25] M. Robles, R. M. Carew, C. Rando, S. Nakhaeizadeh, and R. M. Morgan, “Sex estimation from virtual models: exploring the potential of stereolithographic 3D crania models for morphoscopic trait scoring,” *Forensic Sci Res*, vol. 8, no. 2, pp. 123–132, Jun. 2023, doi: 10.1093/fsr/owad017.
- [26] N. Hong *et al.*, “State of the Art of Machine Learning-Enabled Clinical Decision Support in Intensive Care Units: Literature Review,” *JMIR Med Inform*, vol. 10, no. 3, pp. 1–15, Mar. 2022, doi: 10.2196/28781.
- [27] M. Shohel Rana and J. Shuford, “AI in Healthcare: Transforming Patient Care through Predictive Analytics and Decision Support Systems,” *Journal of Artificial Intelligence General Science (JAIGS)*, vol. 1, no. 1, 2024, [Online]. Available: <https://ojs.boulibrary.com/index.php/JAIGS>
- [28] W. Shan *et al.*, “Boosting algorithm improves the accuracy of juvenile forensic dental age estimation in southern China population,” *Nature Research*, Dec. 2022. doi: 10.1038/s41598-022-20034-9.
- [29] W. Yang, X. Liu, K. Wang, J. Hu, G. Geng, and J. Feng, “Sex Determination of Three-Dimensional Skull Based on Improved Backpropagation Neural Network,” *Comput Math Methods Med*, vol. 2019, pp. 1–8, 2019, doi: 10.1155/2019/9163547.
- [30] A. Almomani *et al.*, “Age and Gender Classification Using Backpropagation and Bagging Algorithms,” *Computers, Materials and Continua*, vol. 74, no. 2, pp. 3045–3062, 2023, doi: 10.32604/cmc.2023.030567.
- [31] I. K. A. G. Wiguna, P. Sugiartawan, I. G. I. Sudipa, and I. P. Y. Pratama, “Sentiment Analysis Using Backpropagation Method to Recognize the Public Opinion,” *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 16, no. 4, pp. 423–434, Oct. 2022, doi: 10.22146/ijccs.78664.
- [32] F. Damayanti, S. Sundari, and R. Liza, “Analisis Laju Pembelajaran pada Backpropagation dalam Memprediksi Bencana Alam Akibat Cuaca Ekstrem,” *Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 61–70, 2023.
- [33] F. F. Wenando, Y. Fatma, A. Ulfa, and J. Suroya Taurin, “Aplikasi dan Kerentanan Algoritma Probabilistic Neural Network (PNN): Systematic Literature Review,” vol. 4, no. 2, pp. 491–499, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i2.5676.