

# Pemodelan *Machine Learning* Untuk Memprediksi Tensile Strength Aluminium Menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network* (ANN)

Desmarita Leni<sup>1\*</sup>, Helga yermadona<sup>2</sup>, Ade Usra Berli<sup>3</sup>, Ruzita Sumiati<sup>4</sup>, Haris<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Sumatera Barat

Jl. Pasir Jambak No.4, Pasie Nan Tigo, Kec. Koto Tangah, Kota Padang, Sumatera Barat 25586

<sup>2,3</sup>Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Sumatera Barat

Jl. Pasir Jambak No.4, Pasie Nan Tigo, Kec. Koto Tangah, Kota Padang, Sumatera Barat 25586

<sup>4,5</sup>Teknik Mesin, Politeknik Negeri Padang

Jl. Kampus, Limau Manis, Kec. Pauh, Kota Padang, Sumatera Barat 25164

E-mail: desmaritaleni@gmail.com<sup>1</sup>

## Abstract

*This research designs a machine learning model using an Artificial Neural Network (ANN) algorithm to predict the tensile strength of aluminum. This research produces a machine learning model that has 8 (eight) input data variables consisting of the percentage of aluminum chemical composition such as Mg, Zn, Ti, Cu, Mn, Cr, Fe, Si, and 1 output (output), namely aluminum tensile strength. This study makes changes to several variations of parameters, such as variations in the number of split data, training cycles, learning rates, and hidden neurons. This Artificial Neural Network (ANN) modeling produces an RMSE value of 15,383 with the best parameters being split into 60 training and 40 testing data, training cycle of 100, learning rate of 0.08, momentum 0.9, and hidden neuron 7.*

**Keywords:** Algorithm, Artificial Neural Network (ANN), Aluminum

## Abstrak

Penelitian ini merancang sebuah pemodelan *machine learning* menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi kekuatan tarik aluminium. Penelitian ini menghasilkan sebuah model *machine learning* yang memiliki 8 (delapan) variabel data *input* (masukan) yang terdiri dari presentase komposisi kimia aluminium seperti Mg, Zn, Ti, Cu, Mn, Cr, Fe, Si, dan 1 *output* (luaran) yaitu kekuatan tarik aluminium. Penelitian ini melakukan perubahan beberapa variasi parameter seperti variasi jumlah splitdata, training cycle, learning rate, dan hidden neuron. Pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN) ini menghasilkan nilai RMSE 15.383 dengan parameter terbaik datasplit 60 data training dan 40 data testing, training cycle 100, learning rate 0.08, momentum 0.9 dan hidden neuron 7.

**Kata kunci:** Algoritma, Artificial Neural Network (ANN), Aluminium

## 1. Pendahuluan

Aluminium adalah jenis material *non ferrous* yang paling banyak digunakan dalam berbagai aplikasi industri modern seperti industri dirgantara, struktural dan otomotif. Menurut data badan survei geologis Amerika Serikat (AS) atau US Geological Survey, produksi aluminium di seluruh dunia pada tahun 2021 mencapai 68 juta metrik ton. Jumlah tersebut naik 4,45% dibandingkan produksi tahun sebelumnya yang berjumlah 65,1 juta metrik ton [1]. Pengaplikasian aluminium yang luas dan hampir setiap harinya penggunaan aluminium baru di kembangkan, hal ini disebabkan oleh sifatnya yang ringan, ketahanan korosi, kekuatan yang sangat baik, dapat di daur ulang dan biaya ekstrusi aluminium relatif lebih rendah dibandingkan

material logam lainnya [2]. Penggunaan aluminium yang begitu pesat dan beragam di dunia teknik mendorong industri aluminium untuk mengembangkan paduan aluminium yang sesuai dengan pengaplikasiannya, hal ini bertujuan untuk mencegah terjadinya kegagalan pada material, sifat mekanik suatu material memiliki peran yang penting dalam menentukan bahan untuk komponen industri modern demi mencegah terjadinya kegagalan terhadap komponen industri secara prematur [3]. Sifat mekanik material diantaranya adalah kekuatan, kekuatan merupakan kemampuan material untuk menahan deformasi plastis atau patah, dan sifat kekuatan seperti kekuatan tarik dan plastisitas material dipengaruhi oleh komposisi kimianya[4]. Selain itu, perlakuan panas, seperti *annealing*,

*tempering* dan *quenching*, dapat secara efektif mengontrol struktur mikro, ukuran butir dan cacat, yang semuanya terkait erat dengan sifat tarik material [5]. Perbedaan komposisi kimia aluminium mempengaruhi nilai kekuatan tarik aluminium, dengan kata lain apabila ditambahkan satu unsur kimia pada komposisi aluminium maka nilai kekuatan tarik pada aluminium tersebut akan ikut berubah sehingga perlu dilakukan uji tarik ulang. Pengujian kekuatan tarik saat ini masih dilakukan secara manual menggunakan mesin uji tarik, yang pengoperasiannya membutuhkan biaya yang mahal, keahlian dan waktu yang lama.

Perkembangan teknologi komputer yang begitu pesat mendorong industri material modern untuk berinovasi dalam meminimalisir terjadinya kegagalan material dalam pengaplikasiannya, banyak tersedia *website* untuk menyimpan database pengujian material seperti Matmatch, Matnavi dan MatWeb, hal ini tentu memudahkan serta memungkinkan pengujian sifat mekanik material seperti kekuatan tarik dapat diprediksi menggunakan metode *machine learning*, saat ini metode *machine learning* banyak digunakan untuk memecahkan permasalahan estimasi, prediksi dan klasifikasi dengan akurasi yang tinggi [6,]. *machine learning* adalah metode analisis statistik yang efisien untuk menangkap hubungan internal linear atau non linier dengan belajar dari data empiris [7]. Kompleksitas masalah teknik telah mendorong peningkatan penerapan *machine learning*. Algoritma matematika mampu belajar cepat dari pola yang diperkenalkan sebelumnya, dan teknik ini dapat berhasil memperoleh hubungan timbal balik yang kompleks antara beberapa parameter dan dengan cepat memprediksi *output* yang diinginkan [8]. Penggunaan metode *machine learning* di bidang ilmu material sudah banyak dilakukan seperti pemodelan untuk memprediksi sifat mekanik baja paduan rendah menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) yang menghasilkan pemodelan yang baik dan sesuai dengan pengetahuan eksperimental Reddy, dkk [9], dalam penelitian lain Agrawal, dkk. [10] membuktikan kepraktisan pembelajaran mesin untuk penelitian kekuatan leleh dengan lembar data kelelahan, penelitian lainnya yang dilakukan oleh wang [11] Prediksi dan Analisis Sifat Tarik Baja Tahan Karat Austenitik Menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) mendapatkan hasil yang akurat dalam memprediksi baja tahan karat. Penelitian metode *machine learning* untuk memprediksi kekuatan tarik aluminium menggunakan algoritma *Artificial Neural Networks* (ANN) masih terbatas, oleh sebab itu dalam penelitian ini dirancang sebuah pemodelan *machine learning* menggunakan algoritma ANN untuk memprediksi nilai kekuatan tarik aluminium dengan variasi komposisi unsur kimia aluminium.

## 2. Metodologi

### 2.1 Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini diambil dari *website matmatch.com* yang merupakan sebuah *website* informasi material bahan terbesar didunia, *website* ini terdapat menyediakan 70.000 lebih data material dan di portal *website* ini, dimungkinkan untuk mengakses informasi disediakan oleh ribuan pemasok bahan dari berbagai jenis, termasuk paduan aluminium [12]. *Website* ini menyediakan informasi seperti sifat mekanik material, komposisi kimia, korosi, perlakuan panas, sifat termal dan masih banyak lagi, namun pada penelitian ini data yang diambil adalah data komposisi kimia aluminium dan nilai uji tarik aluminium. Data komposisi kimia aluminium yang diambil pada penelitian ini adalah persentase kadar Mg, Zn, Ti, Cu, Mn, Cr, Fe, Si dan Al dengan asumsi unsur Al seimbang yang dapat dilihat pada tabel 1.

**Tabel 1.**

Data komposisi kimia aluminium

No	Variabel
1	spesimen
2	Mg (%)
3	Zn (%)
4	Ti (%)
5	Cu (%)
6	Mn (%)
7	Cr (%)
8	Fe (%)
9	Si (%)
10	Kekuatan Tarik (TS) Mpa

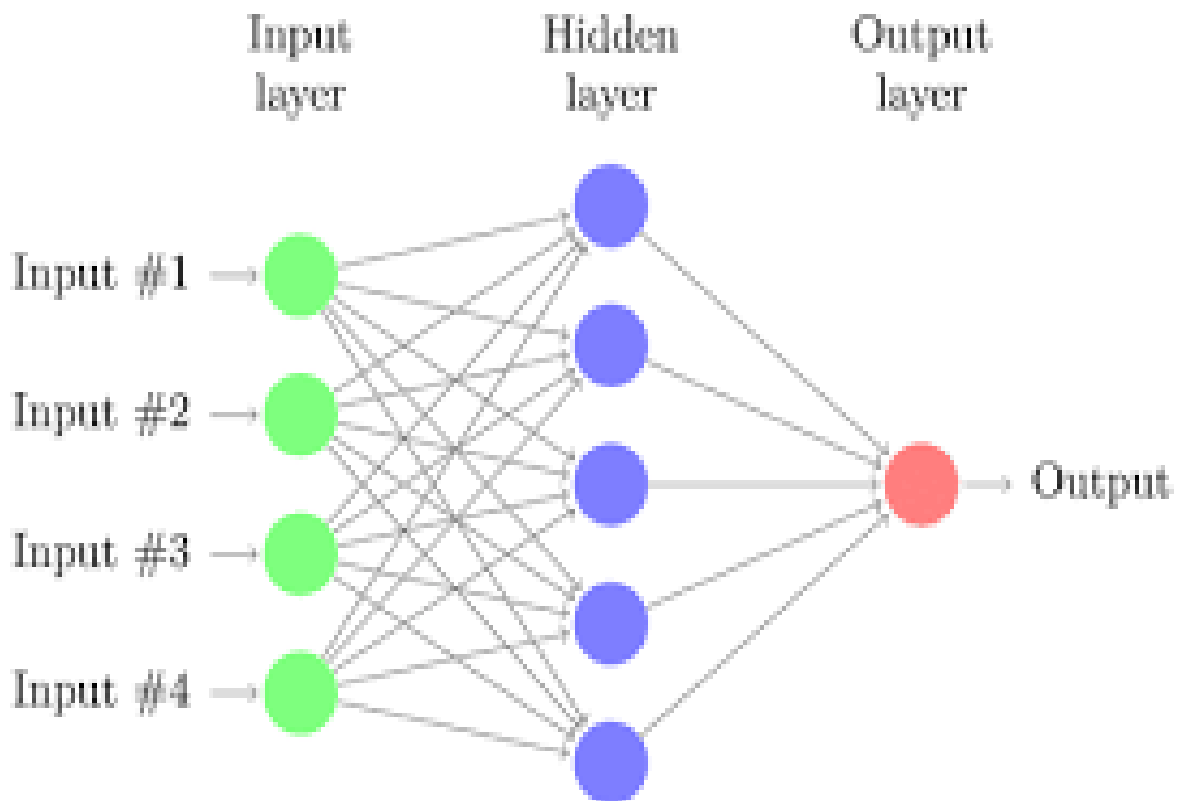
Pengambilan data aluminium yang dibutuhkan pada *website* ini menggunakan *web scraper*, *web scrapper* adalah sebuah *platform* yang memungkinkan *user* untuk mengambil data dari sebuah *website* dan dapat di *download* dalam bentuk *file Csv*.

### 2.2 Pemodelan ANN

Pemahaman mendalam dan pra-pemrosesan data dengan normalisasi yang sesuai sebelum pemodelan adalah salah satu langkah paling penting dari penambangan data yang efektif data masukan umumnya memiliki lebih dari satu dimensi dan masing-masing variabel memiliki ukuran *range* yang berbeda [10]. Pemodelan yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Artificial Neural network* (ANN), ANN merupakan salah satu metode *machine learning classifier* atau metode yang sangat *powerfull*. ANN hampir selalu cocok dengan berbagai permasalahan *machine learning* sehingga

neural network dapat menjadi hipotesis untuk berbagai persoalan *real* sebab *neural network* dibentuk berdasarkan cara kerja syaraf otak manusia. Langkah awal dari pemodelan adalah *training* data *input* dan *output* pada data *testing* kemudian diuji

dengan metode ANN untuk membentuk relasi input dan output. Untuk model prediksi *Artificial Neural Network* tanpa optimasi dinyatakan dengan parameter *Iteration*, *Learning Rate*, *Momentum*, dan *Hidden Neuron*.



Gambar 1. Artificial Neural Network (ANN) [13]

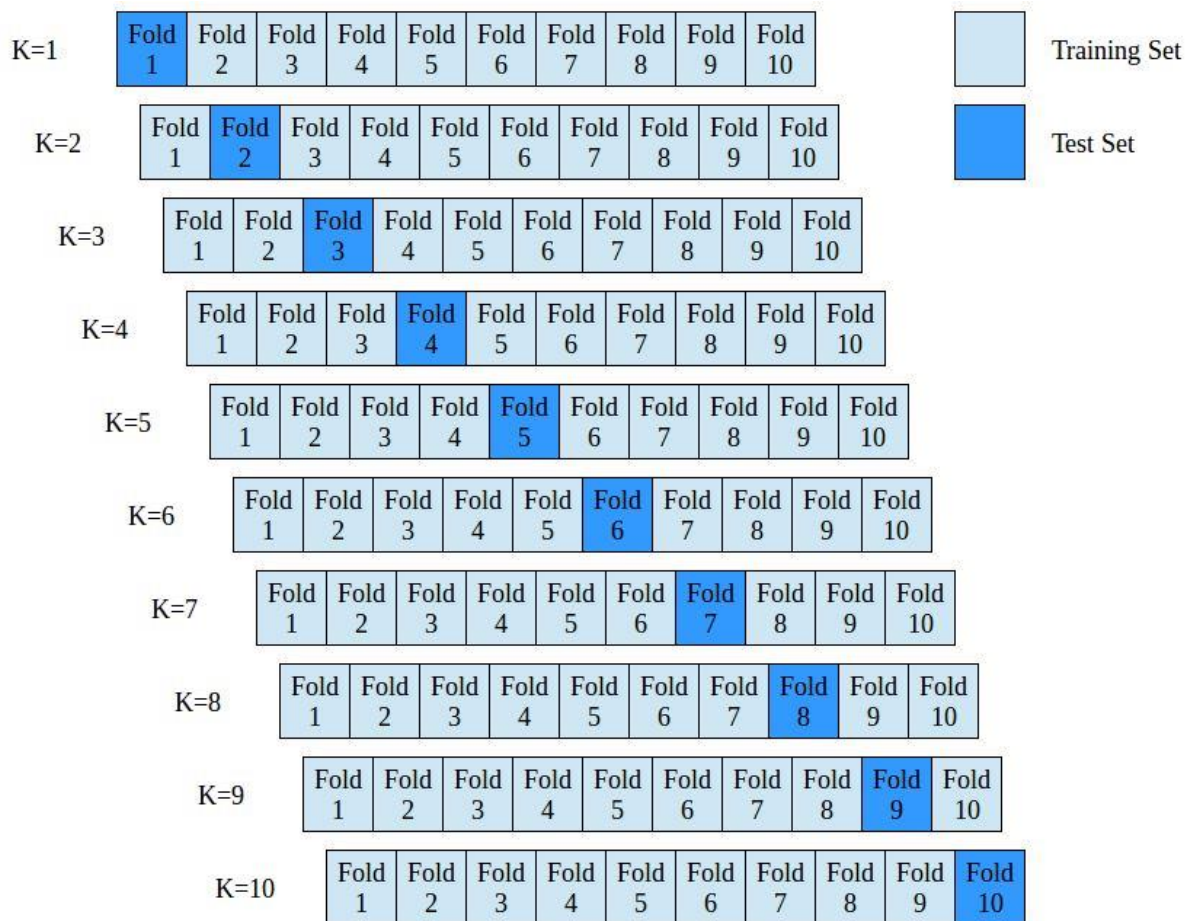
Wang dalam penelitiannya menggunakan ANN untuk memprediksi sifat tarik baja tahan karat *austenitic* [11], mengambil 6 langkah berikut untuk pengembangan model ANN: (1) menentukan variabel *input* dan *output* dan mengumpulkan data; (2) melakukan pra-proses data seperti normalisasi; (3) membagi database asli ke dalam set pelatihan dan set pengujian; (4) menggunakan set pelatihan untuk pemodelan; (5) menguji model yang telah ditetapkan dengan perangkat pengujian; (6) menggunakan model untuk simulasi dan prediksi lebih lanjut.

### 2.3 Validation

*Cross validation* bertujuan untuk mencegah terjadinya *overfitting* dan menentukan model prediksi terbaik dengan menggunakan validasi

silang *k-fold*. Menentukan nilai parameter yang sesuai sangat berdampak besar terhadap akurasi model, Pencarian *Grid* adalah strategi untuk penyesuaian parameter otomatis dan optimal dari model. Teknik ini membangun mesh dari set nilai yang telah ditentukan untuk setiap parameter. Untuk setiap kemungkinan kombinasi parameter, model *predictive* dilatih dengan beberapa data, menghasilkan satu set keluaran.

*Validation data*, digunakan untuk proses validasi model dan mencegah *overfitting*, validasi ini menggunakan *Cross Validation* yang membagi data hasil *data split* ke dalam *k* subset yang sama dimensinya. Data sejumlah (*k*-1) digunakan untuk training dan sejumlah 1 (satu) subset digunakan untuk testing secara bergantian, pada penelitian ini digunakan *k* = 10 untuk ilustrasi yang lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi set pelatihan (biru) dan pengujian (biru pekat) untuk k=10 [14]

### 1. Training

Untuk memperoleh pemodelan yang optimal, model perlu diberikan pembelajaran (*training*) terlebih dahulu kemudian diuji kemampuannya dalam memprediksi nilai kekuatan tarik aluminium. Pembelajaran dilakukan dengan memberikan data yang disebut training data atau *training vectors*. Training data terdiri masukan dan keluaran yang diharapkan sedemikian rupa sehingga diperoleh *output* yang diharapkan. Parameter- parameter yang dilibatkan adalah nama spesimen, Mg, Zn, Ti, Cu, Mn, Cr, Fe, Si dan kekuatan tarikTesting

2. Setelah model memperoleh pembelajaran melalui training, maka berikutnya adalah proses pengujian untuk menguji coba model yang terbentuk. Masukan- masukan berupa nama spesimen, Mg, Zn, Ti, Cu, Mn, Cr, Fe, dan Si untuk memprediksi nilai kekuatan tarik.

### 3. Evaluasi

Apabila data yang didapatkan sudah dibersihkan langkah selanjutnya adalah melihat korelasi antara data yang satu dengan yang lainnya, kemudian Setelah didapatkan parameter yang sesuai dengan model ANN selanjutnya dilihat nilai RMSE terkecil, yang artinya semakin kecil nilai RMSE yang di dapatkan maka semakin kecil tingkat *error* pada model tersebut.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Data pada penelitian ini terdiri dari data presentase komposisi kimia aluminium yang diambil dari *website matmatch.com*, unsur kimia yang menjadi input terdiri dari 8 unsur kimia dan nilai kekuatan tarik aluminium kemudian dilihat korelasi antara data yang dapat dilihat pada Gambar 3.

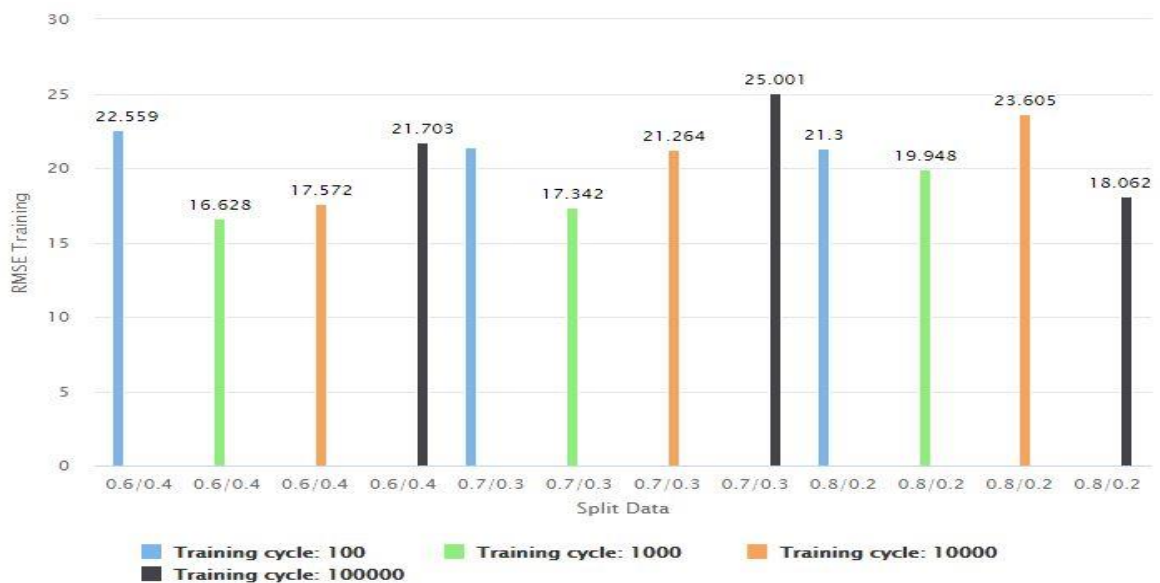


Gambar 3. Heatmap Corelation Antara Data

Pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa unsur Mg dengan 0.884 sangat mempengaruhi nilai kekuatan tarik kemudian di ikuti oleh unsur Ti sebesar 0.757 dan unsur Cr sebesar 0,713. Data ini diambil menggunakan *web scraper* yang berjumlah 100 dataset kemudian data tersebut dibagi menjadi data training dan data *testing*, selanjutnya dilakukan perubahan parameter yang diperlukan untuk mengecilkan nilai RMSE, dengan kata lain Semakin kecil nilai RMSE maka semakin tinggi akurasi prediksi model yang dibuat.

### 3.1 Training Cycle

Dataset yang telah didapatkan dibagi menjadi beberapa variasi dataset diantaranya adalah 80 data training sd 20 data *testing* , 70 data *training* sd 30 data *testing*, dan 60 data *training* sd 40 data *testing*, dengan parameter *learning rate*: 0.07, *hidden neuron size*: 9, dan *training cycle* dengan variasi 100, 1000, 10.000, 100.000 dan 100.000. Pada percobaan ini didapatkan nilai RMSE terkecil pada variasi dataset 60 sd 40 dengan *training cycle* 100 menghasilkan nilai RMSE sebesar 16,628 yang dapat dilihat pada Gambar 4.

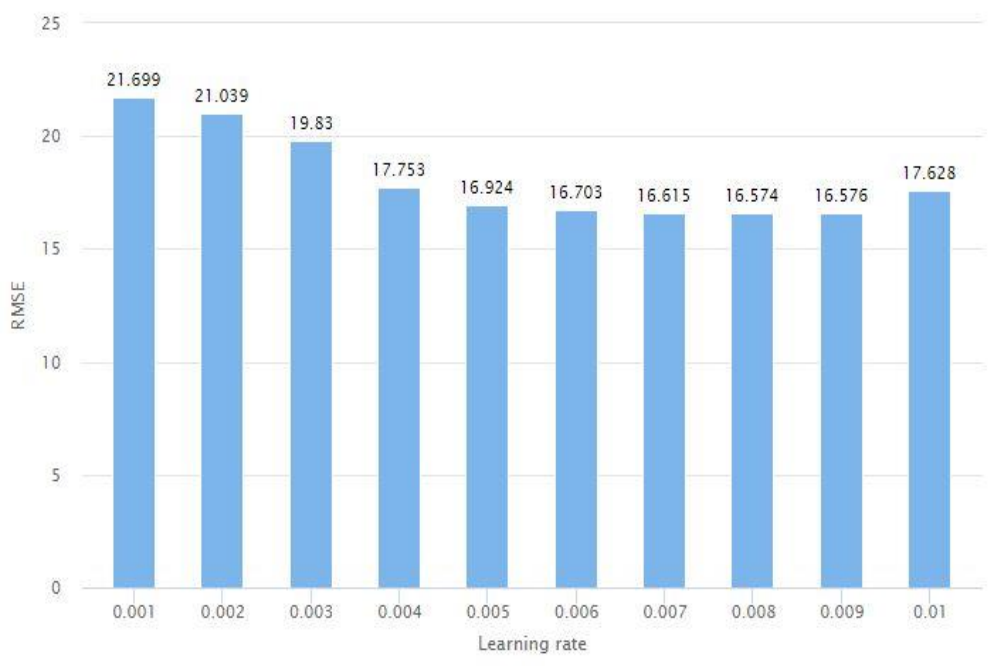


Gambar 4. Grafik nilai RMSE perbandingan nilai *training cycle* dengan varian dataset

### 3.2 Learning rate

Percobaan selanjutnya dilakukan perubahan variasi *learning rate* pada metode ANN dengan parameter dataset 60 sd 40, *training cycle* 100,

*hidden neuron* size 9, dan variasi *learning rate* yang dapat dilihat pada gambar 4. Dapat dilihat bahwa *learning rate* 0.08 menghasilkan nilai RMSE terkecil yaitu 16.574. dapat dilihat pada Gambar 5.

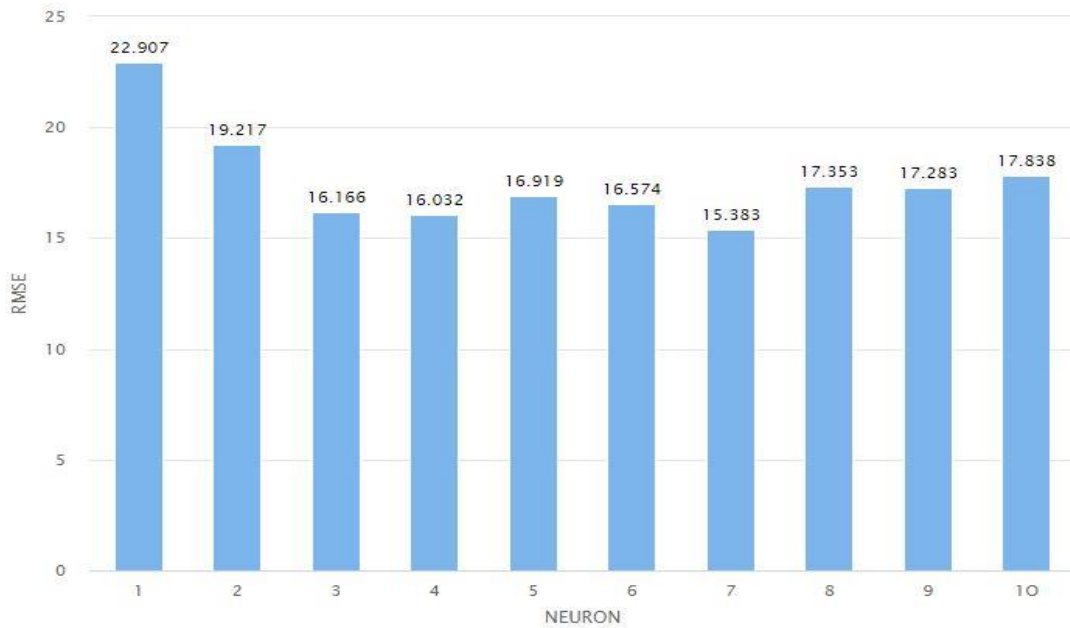


Gambar 5. Grafik Variasi *learning rate*

### 3.3 Variasi *hidden neuron* size

Percobaan selanjutnya dilakukan perubahan variasi *hidden neuron* size yang dapat dilihat pada gambar 5. Pada percobaan ini parameter dataset adalah 60 sd 40, *training cycle* 100, *learning rate*

0.08 dan dilakukan perubahan jumlah *hidden neuron* size dari 1 hingga 10 *hidden neuron*. Percobaan ini menghasilkan nilai RMSE terkecil 15.383 dengan jumlah *hidden neuron* size 7 yang dapat dilihat pada Gambar 6.

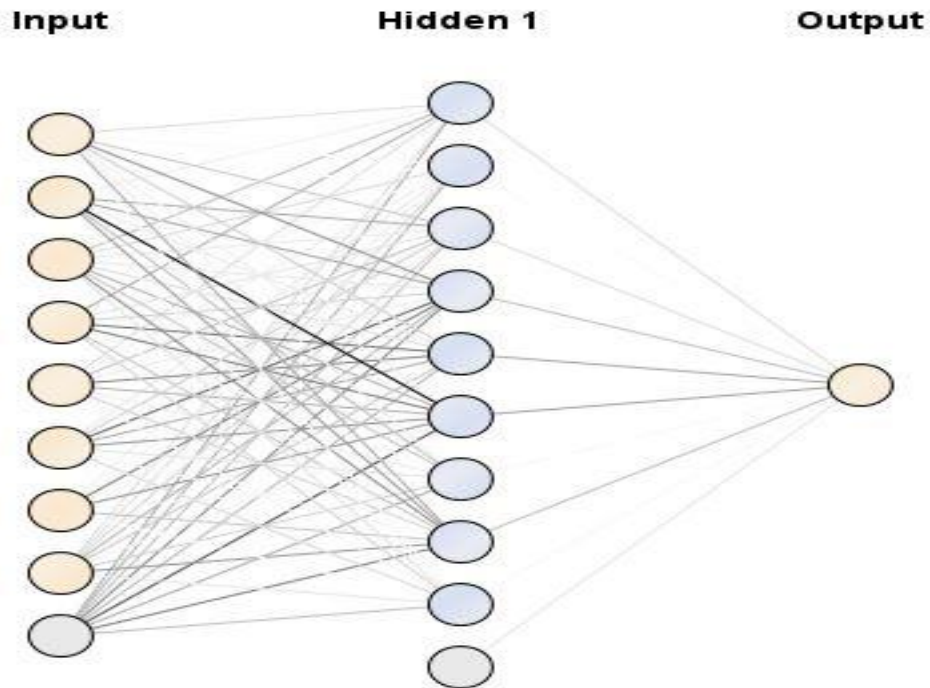


Gambar 6. Grafik variasi *hidden neuron*

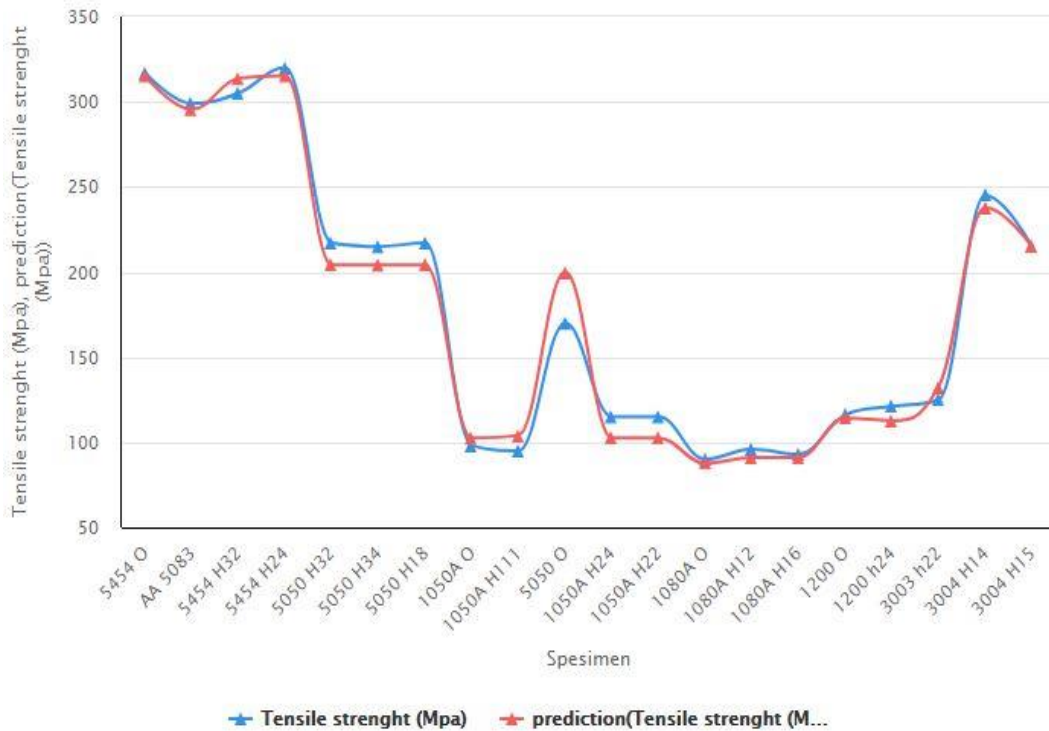


Pada percobaan diatas didapatkan sebuah pemodelan *machine learning* dengan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi kekuatan tarik aluminium berdasarkan komposisi kimianya. Pemodelan yang dihasilkan pada penelitian ini memiliki nilai RMSE sebesar

15,383 dengan parameter dataset 60 data *training*, 40 *Testing*, *training cycle* 100, *learning rate* 0.08, dan hidden neuron 7, pemodelan ini memiliki 8 input yang terdiri dari komposisi kimia aluminium dan 1 output berupa nilai kekuatan tarik aluminium dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar 7. Model ANN yang dihasilkan



Gambar 8. Grafik nilai prediksi dengan nilai sebenarnya

#### 4. Kesimpulan

Pada penelitian ini telah dihasilkan sebuah pemodelan *machine learning* menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) yang memiliki 8 input masukan berupa komposisi kimia dan 1 output berupa nilai kekuatan tarik aluminium. Pemodelan ini telah dievaluasi dengan melihat nilai RMSE terkecil dan dapat digunakan untuk memprediksi nilai kekuatan tarik aluminium. Pemodelan ini dapat ditingkatkan dengan menambah jumlah dataset yang ada, pada penelitian ini jumlah dataset yang digunakan terbatas. Pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN) ini menghasilkan nilai RMSE 15.383 dengan parameter terbaik *datasplit* 60 *data training* dan 40 *data testing*, *training cycle* 100, *learning rate* 0.08, *momentum* 0.9 dan *hidden neuron* 7. Hasil penelitian ini dapat bermanfaat bagi pelaku industri aluminium dalam menentukan kekuatan tarik aluminium sesuai kebutuhan tanpa melakukan pengujian secara langsung.

#### Daftar Pustaka

- [1] <https://www.usgs.gov/publications/effect-aluminium-and-sodium-impurities-vitro-toxicity-and-pro-inflammatory-potential>, acces 16 August 2022 13.00 wib.
- [2] LENI, Desmarita, et al. Laju Oksidasi Titanium Murni (Cpti Grade Tipe 340) Berlapis Hydroxyapatite (Ha) Yang Disinter Dalam Tungku Perlakuan Panas. METAL: Jurnal Sistem Mekanik dan Termal, 2019, 3.1: 46-50..
- [3] Morini, A.A.; Ribeiro, M.J.; Hotza, D. Early-stage materials selection based on embodied energy and carbon footprint. Mater. Des. 2019, 178, 107861. [CrossRef]
- [4] LENI, D., et al. Evaluasi sifat mekanik baja paduan rendah berdasarkan komposisi kimia dan suhu perlakuan panas menggunakan teknik exploratory data analysis (EDA). Dinamika Teknik Mesin, 2023, 13.1: 74-83.
- [5] YETRI, Yuli, et al. Pengaruh Waktu Dan Temperatur Larutan Terhadap Ketebalan Dan Kekerasan Permukaan Lapisan Hasil Elektroplating Kuningan Pada Baja. Manutech: Jurnal Teknologi Manufaktur, 2020, 12.01: 55-63.
- [6] Liu, Y.; Zhao, T. Materials discovery and design using machine learning. J. Mater. 2017, 3, 159–177. [CrossRef]
- [7] LENI, Desmarita, et al. Perbandingan Algoritma Machine Learning Untuk Prediksi Sifat Mekanik Pada Baja Paduan Rendah. Jurnal Rekayasa Material, Manufaktur dan Energi, 2022, 5.2: 167-174.
- [8] N. Amiri, G.H. Farrahi, K. Reza Kashyzadeh, M. Chizari, Applications of ultrasonic testing and machine learning methods to predict the static & fatigue behavior of spot-welded joints, J. Manuf. Process. 52 (2020) 26–34.
- [9] N.S Reddy, J. Krishnaiah, Seong-Gu Hong, Jae Sang Lee. Modeling medium carbon steels by using artificial neural networks. Materials Science and Engineering A 508 (2009) 93–105
- [10] Agrawal, A.; Deshpande, P.D. Exploration of data science techniques to predict fatigue strength of steel from composition and processing parameters. Integr. Mater. Manuf. Innov. 2014, 3, 90–108. [CrossRef]
- [11] Yuxuan Wang, Xuebang Wu. Prediction and Analysis of Tensile Properties of Austenitic Stainless Steel Using Artificial Neural Network. 10 February 2020. MDPI. journal metals 1-16
- [12] Merayo, D.; Rodríguez-Prieto, A.; Camacho, A. Prediction of Physical and Mechanical Properties for Metallic Materials Selection Using Big Data and Artificial Neural Networks. IEEE Access 2020, 8, 13444–13456. [CrossRef].
- [13] Quantra. (2021). Artificial Neural Network. <https://quantra.quantinsti.com/glossary/Artificial-Neural-Network>.
- [14] Andrade, J. J., da Fonseca, L. G., Farage, M., & de Oliveira Marques, G. L. (2020). Prediction Of The Performance Of Bituminous Mixes Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems Previsão Do Desempenho De Misturas Bituminosas Usando Sistemas De Inferência Adaptativa Neuro-Difusa.