Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Klasifikasi Mutu Kuat Tekan Beton Berdasarkan Komposisi Campuran

Ardath Prahara Setyan[1)], Daffa Affan Baydar H[2)]

[1,2)] Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Pomosda
e-mail: [1]ardhatillah@stt-pomosda.ac.id, [2] pisanggorengmadu100@gmail.com

Abstract

Concrete compressive strength is a crucial parameter for determining the structural integrity of buildings; however, conventional testing requires a curing period of up to 28 days before results are available. This study aims to design a prediction system for concrete compressive strength quality categories using a Backpropagation Neural Network based on mixture composition. The dataset utilized is the Concrete Compressive Strength Data Set, comprising 1,030 data points with eight input attributes: Cement, Blast Furnace Slag, Fly Ash, Water, Superplasticizer, Coarse Aggregate, Fine Aggregate, and Age. Compressive strength values are categorized into three quality classes: Low (<40 MPa), Medium (40–60 MPa), and High (≥60 MPa). Four network architectures were tested by varying the number of neurons in the hidden layer—specifically 5, 10, 15, and 20 neurons. The best results were achieved with the 8-15-3 architecture, yielding an accuracy of 85.63%, a training cross-entropy of 0.104, and an optimal validation performance of 0.12546 at the 52nd epoch. The findings indicate that increasing the number of neurons does not necessarily improve accuracy; the architecture with 20 neurons actually produced the lowest accuracy (81.2%), suggesting a decline in generalization capability when the number of neurons is excessive.

Keywords: prediction, concrete compressive strength, backpropagation, artificial neural network, classification, intelligent system

Abstrak

Kuat tekan beton merupakan parameter penting dalam menentukan kelayakan struktur bangunan, namun pengujian secara konvensional membutuhkan masa perawatan (curing) hingga 28 hari sebelum hasilnya dapat diketahui. Penelitian ini bertujuan merancang sistem prediksi kategori mutu kuat tekan beton menggunakan Backpropagation Neural Network berdasarkan komposisi campurannya. Dataset yang digunakan adalah Concrete Compressive Strength Data Set yang terdiri atas 1.030 data dengan delapan atribut input, yaitu Cement, Blast Furnace Slag, Fly Ash, Water, Superplasticizer, Coarse Aggregate, Fine Aggregate, dan Age. Nilai kuat tekan dikategorikan menjadi tiga kelas mutu, yaitu Low (<40 MPa), Medium (40–60 MPa), dan High (≥60 MPa). Empat arsitektur jaringan diuji dengan variasi neuron pada hidden layer, yaitu 5, 10, 15, dan 20 neuron. Hasil terbaik diperoleh pada arsitektur 8-15-3 dengan akurasi 85,63%, cross-entropy pelatihan 0,104, dan performansi validasi terbaik 0,12546 pada epoch ke-52. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penambahan jumlah neuron tidak selalu meningkatkan akurasi, karena arsitektur dengan 20 neuron justru menghasilkan akurasi terendah (81,2%), yang mengindikasikan penurunan kemampuan generalisasi pada jumlah neuron berlebih.

Kata Kunci: prediksi, kuat tekan beton, backpropagation, artificial neural network, klasifikasi, sistem cerdas

Pendahuluan

Beton merupakan material konstruksi yang paling banyak digunakan di dunia karena ketersediaannya, kemudahan pembentukan, dan kemampuannya menahan beban tekan. Salah satu parameter paling krusial dalam menentukan kelayakan suatu campuran beton adalah kuat tekan (compressive strength), yang menjadi acuan utama dalam perencanaan struktur bangunan, jembatan, maupun infrastruktur lainnya. Pengujian kuat tekan beton secara konvensional dilakukan dengan mencetak benda uji berbentuk silinder atau kubus, kemudian melakukan uji

tekan setelah masa perawatan (curing) 28 hari sesuai standar yang berlaku. Proses ini, meskipun akurat, membutuhkan waktu yang lama serta biaya pengujian laboratorium yang tidak sedikit, sehingga hasil evaluasi mutu campuran baru dapat diketahui jauh setelah proses pengecoran dilakukan.

Keterlambatan informasi mutu beton ini dapat berdampak pada pengambilan keputusan di lapangan, terutama pada proyek dengan jadwal ketat maupun proses trial-mix yang membutuhkan banyak iterasi komposisi bahan. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode alternatif yang mampu memberikan estimasi awal terhadap kategori mutu kuat tekan beton hanya berdasarkan komposisi campurannya, tanpa harus menunggu hasil uji fisik. Prediksi semacam ini pada dasarnya adalah upaya mengestimasi hasil suatu proses berdasarkan pola dari data-data sebelumnya, dan sangat bermanfaat dalam mendukung perencanaan maupun pengambilan keputusan, baik bagi kontraktor, konsultan, maupun produsen beton siap pakai (ready-mix).

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk permasalahan prediksi berbasis data adalah Artificial Neural Network (ANN), yaitu model komputasi yang meniru cara kerja jaringan saraf biologis dalam mengenali pola dari sekumpulan data masukan dan keluaran. ANN tersusun atas lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output, dengan setiap neuron saling terhubung melalui bobot yang disesuaikan selama proses pelatihan. Salah satu algoritma pelatihan ANN yang paling banyak diaplikasikan adalah Backpropagation, yang bekerja dengan menghitung galat (error) antara keluaran jaringan dan target, kemudian merambatkan galat tersebut ke belakang untuk memperbarui bobot pada setiap lapisan secara iteratif. Algoritma ini dikenal relatif sederhana untuk diimplementasikan, namun tetap mampu menangani hubungan non-linear yang kompleks antar variabel, sehingga cocok diterapkan pada data komposisi material seperti beton yang memiliki hubungan non-linear antara proporsi bahan penyusun dan kuat tekan yang dihasilkan.

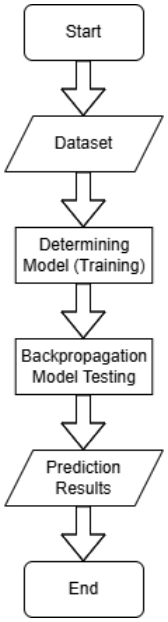
Penerapan Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma Backpropagation untuk menyelesaikan permasalahan prediksi dan klasifikasi telah banyak diimplementasikan pada berbagai domain studi karena fleksibilitasnya dalam menangani hubungan non-linear yang kompleks antar variabel. Di bidang keamanan dan kepolisian, algoritma ini telah sukses diterapkan untuk melakukan prediksi lokasi rawan pencurian kendaraan bermotor **[1]** serta visualisasi data historis kerugian akibat hilangnya kendaraan tersebut **[2]**. Selain itu, keandalan metode Backpropagation juga teruji pada pemodelan data tabular dan sektoral lainnya, seperti pada analisis dampak persentase sanitasi terhadap persebaran penyakit **[4]**, hingga tugas peramalan (forecasting) komparatif seperti prediksi jumlah kedatangan wisatawan nasional berdasarkan pintu masuk udara **[5]**. Keberhasilan penerapan pada berbagai bidang terklasifikasi ini menunjukkan bahwa pendekatan komputasi cerdas berbasis data historis memiliki tingkat keandalan yang tinggi, sehingga sangat potensial untuk diadopsi ke dalam domain teknik sipil guna mengklasifikasikan kategori mutu kuat tekan beton berdasarkan komposisi material campurannya.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan menguji sistem prediksi kategori mutu kuat tekan beton menggunakan ANN Backpropagation berdasarkan delapan atribut komposisi campuran, yaitu Cement, Blast Furnace Slag, Fly Ash, Water, Superplasticizer, Coarse Aggregate, Fine Aggregate, dan Age. Nilai kuat tekan dikategorikan ke dalam tiga kelas mutu (Low, Medium, dan High) untuk mempermudah interpretasi hasil prediksi bagi pengguna di lapangan. Empat arsitektur jaringan dengan variasi jumlah neuron pada hidden layer (5, 10, 15, dan 20 neuron) diuji dan dibandingkan performanya untuk memperoleh arsitektur dengan akurasi terbaik. Batasan penelitian ini adalah penggunaan data sekunder Concrete Compressive Strength Data Set dan evaluasi dilakukan pada tugas klasifikasi tiga kelas, bukan prediksi nilai kuat tekan secara kontinu.

Metode Penelitian

a. Alur Penelitian

Tahapan penelitian ini digambarkan pada diagram alir Gambar 1. Tahap pertama adalah pengumpulan dataset kuat tekan beton, dilanjutkan dengan praproses data berupa normalisasi nilai atribut input dan kategorisasi nilai kuat tekan ke dalam tiga kelas mutu. Selanjutnya, arsitektur ANN Backpropagation ditentukan dan dilatih menggunakan 70% data. Model kemudian divalidasi menggunakan 15% data dan diuji menggunakan 15% data sisanya untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi, sebelum akhirnya menghasilkan output berupa prediksi kategori mutu beton.



Gambar 1. Research Flowchart

Selanjutnya, proses pelatihan jaringan saraf dilakukan dengan membuka fitur *Neural Network Toolbox* di MATLAB menggunakan perintah "nnstart" di jendela command window. Dari menu yang muncul, kita memilih opsi *Pattern Recognition*, lalu mengimpor data input dan target yang sudah disiapkan sebelumnya.

Setelah itu, kita mengatur struktur jaringan dengan menentukan jumlah neuron hidden layer divariasikan menjadi 5, 10, 15, dan 20 neuron untuk memperoleh arsitektur terbaik.. Ketika proses pelatihan berlangsung, MATLAB secara otomatis menampilkan hasilnya dalam bentuk grafik seperti *ROC Curve* dan *Confusion Matrix*, yang membantu kita dalam mengevaluasi kinerja model. Jika pelatihan sudah selesai, hasilnya bisa diekspor dan akan muncul di bagian *workspace* MATLAB dengan nama variabel "result". Di dalam variabel ini, terdapat informasi lengkap mengenai hasil prediksi dan performa jaringan yang telah dibangun.

b. Karakteristik Makro Dataset dan Pemetaan Variabel

Analisis data dalam penelitian ini didasarkan pada perancangan model komputasi yang mengekstrak pola non-linear dari sekumpulan variabel makro terklasifikasi. Karakteristik dataset yang digunakan memiliki kesamaan fundamental dengan struktur data sektoral atau regional terklasifikasi, di mana data dikelompokkan ke dalam klasterisasi berbasis atribut tertentu—seperti pengelompokan wilayah kota, jenis roda, merk kendaraan, lokasi, hingga modus operandi pada data historis institusional. Pengelompokan makro yang terstruktur ini sangat krusial agar model arsitektur jaringan saraf tiruan dapat membaca korelasi logis yang kuat antara kolom kiri (kumpulan variabel independen) dan kolom kanan (target luaran dependen).

Dataset yang dianalisis dalam sistem klasifikasi ini adalah *Concrete Compressive Strength Data Set* yang diperoleh dari *UCI Machine Learning Repository*. Secara makro, dataset ini mencakup total 1.030 baris data eksperimen independen. Konstruksi data disusun

oleh 8 atribut input utama yang merepresentasikan elemen fisik campuran material serta faktor durasi pembentukan, serta 1 atribut target kontinu yang merepresentasikan nilai kuat tekan dalam satuan Megapascal (MPa). Atribut makro tersebut mencakup takaran *Cement*, *Blast Furnace Slag*, *Fly Ash*, *Water*, *Superplasticizer*, *Coarse Aggregate*, *Fine Aggregate*, dan faktor *Age* atau usia perawatan beton (hari).

Sebelum diintegrasikan ke dalam perancangan arsitektur *input layer* dan *output layer*, seluruh sebaran data makro ini dianalisis karakteristik statistiknya guna memahami rentang nilai (*range*), nilai tengah (*mean*), dan tingkat persebarannya (*standard deviation*). Ringkasan statistik deskriptif dari dataset makro terklasifikasi ini disajikan secara menyeluruh pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Dataset

Atribut	Min	Mean	Max	Std
Cement (kg/m³)	102,00	281,17	540,0	104,51
Blast Furnace Slag (kg/m³)	0,00	73,90	359,4	86,28
Fly Ash (kg/m³)	0,00	54,19	200,1	64,00
Water (kg/m³)	121,75	181,57	247,0	21,36
Superplasticizer (kg/m³)	0,00	6,20	32,2	5,97
Coarse Aggregate (kg/m³)	801,00	972,92	1145,0	77,75
Fine Aggregate (kg/m³)	594,00	773,58	992,6	80,18
Age (hari)	1,00	45,66	365,0	63,17
Kuat Tekan (MPa) — target	2,33	35,82	82,6	16,71

Sumber : https://archive.ics.uci.edu/dataset/165/concrete+compressive+strength

Berdasarkan data pada Tabel 1, terlihat adanya variasi rentang nilai yang sangat lebar antar-atribut (misalnya, volume *Coarse Aggregate* yang mencapai angka ribuan dibanding *Superplasticizer* yang bernilai kecil), sehingga tahapan normalisasi data mutlak dilakukan pada proses praproses sebelum data didistribusikan ke dalam tabel *input training* dan tabel *target data output*.

Tabel 2. Input Data Training

No.	Atribut	Data								
		1	2	3	4	5	6	7		1030
1	Cement (kg/m³)	540.0	540.0	332.5	332.5	198.6	266.0	380.0	...	159.1
2	Blast Furnace Slag (kg/m³)	0.0	0.0	142.5	142.5	132.4	114.0	95.0	...	186.7
3	Fly Ash (kg/m³)	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0
4	Water (kg/m³)	162.0	162.0	228.0	228.0	192.0	228.0	228.0	...	175.6
5	Superplasticizer (kg/m³)	2.5	2.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	11.3
6	Coarse Aggregate (kg/m³)	1040.0	1055.0	932.0	932.0	978.4	932.0	932.0	...	989.6
7	Fine Aggregate (kg/m³)	676.0	676.0	594.0	594.0	825.5	670.0	594.0	...	788.9
8	Age (hari)	28	28	270	365	360	90	365	...	28

Tabel 3. Output Data

No.	Target	Data								
		1	2	3	4	5	6	7	...	1030
1	Low	0	0	0	0	0	0	0	...	0
2	Medium	0	0	0	0	0	1	0	...	1
3	High	1	1	1	1	1	0	1	...	0

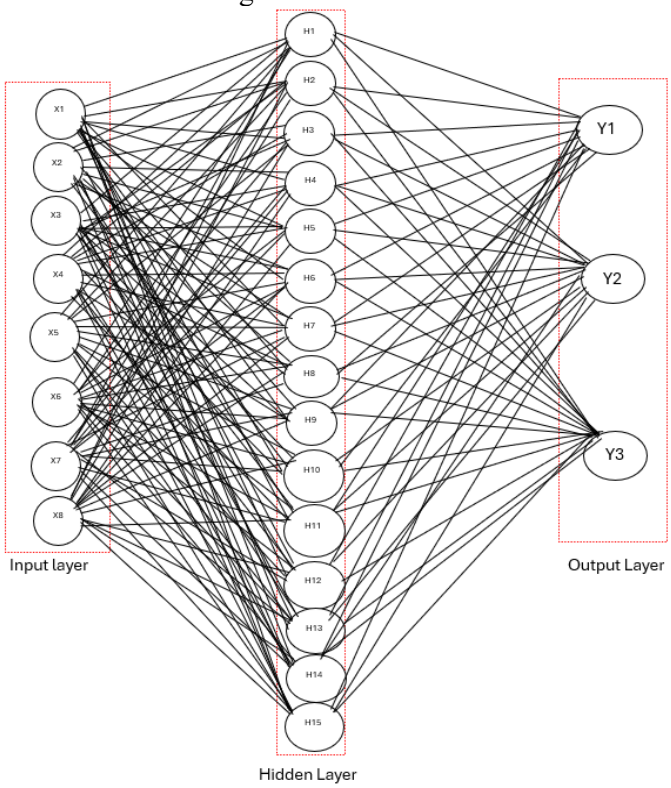
Data yang telah melalui tahap praproses kemudian dibagi menjadi data training dan target output. Pembagian proporsi data dalam penelitian ini mengikuti aturan standar yang umum digunakan dalam pembangunan model cerdas, di mana data dialokasikan sebesar 70% sebagai sampel pelatihan (training), 15% sebagai sampel validasi untuk mengukur generalisasi jaringan, dan 15% sisanya digunakan sebagai sampel pengujian (testing).

Struktur data input untuk proses pelatihan disajikan secara detail pada Tabel 2. Data training ini terdiri dari 8 atribut masukan non-linear yang merepresentasikan komposisi material beton dan faktor usia, yaitu *Cement*, *Blast Furnace Slag*, *Fly Ash*, *Water*, *Superplasticizer*, *Coarse Aggregate*, *Fine Aggregate*, dan *Age* (hari). Atribut-atribut inilah yang bertindak sebagai pintu masuk informasi pada lapisan input (*input layer*) sebelum dialirkan menuju lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Sementara itu, hasil akhir atau pengelompokan mutu beton disajikan pada Tabel 3 sebagai data target output. Berbeda dengan pendekatan regresi kontinu, keluaran pada sistem ini dirancang menggunakan pendekatan klasifikasi diskrit guna mempermudah interpretasi hasil di lapangan. Nilai kuat tekan beton ditransformasikan ke dalam bentuk *one-hot encoding* berbasis biner (0 dan 1) untuk merepresentasikan tiga kategori kelas mutu yang menjadi target prediksi model, yaitu kelas *Low* (<40 MPa), *Medium* (40–60 MPa), dan *High* (≥60 MPa). Lapisan output (*output layer*) inilah yang nantinya akan memberikan hasil akhir dari seluruh proses komputasi jaringan berbentuk probabilitas kategori mutu tersebut.

c. *Neural Network Backpropagation*

Prediksi kategori mutu kuat tekan beton berdasarkan komposisi campuran material menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dengan model arsitektur 8-15-3. Pada algoritma ini terdiri dari tiga proses lapisan utama: lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Lapisan input (input layer) merupakan pintu masuk untuk semua data yang akan diolah pada jaringan.Lapisan tersembunyi (hidden layer) merupakan tempat untuk memproses data melalui kombinasi bobot dan fungsi aktivasi yang telah dibuat. Sedangkan lapisan output (output layer) merupakan proses terakhir yakni memberikan hasil akhir dari proses jaringan yang biasanya berupa probabilitas atau hasil kategori.



Gambar 2. Backpropagation Network Architecture Model

Gambar tersebut menunjukkan arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation yang terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer.

Langkah-Langkah Algoritma Backpropagation

1. **Inisialisasi Bobot dan Bias**
   Bobot (*weight*) dan bias (*bias*) pada setiap neuron diinisialisasi dengan nilai awal secara acak.
2. **Memasukkan Data Input**
   Delapan variabel input (x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8)(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7,x_8)(x1 ,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8) dimasukkan ke dalam jaringan saraf tiruan.
3. **Perhitungan pada Hidden Layer**
   Setiap neuron pada hidden layer menerima masukan dari seluruh neuron input, kemudian dihitung menggunakan persamaan:

$$Z_{inj} = b_j + \sum_{i=1}^{8} X_i W_{ij} \dots \dots \dots (1)$$

4. **Fungsi Aktivasi Hidden Layer**
   Nilai masukan pada hidden layer diproses menggunakan fungsi aktivasi:

$$z_j = f(z_{inj}) \dots \dots \dots (2)$$

5. **Perhitungan pada Output Layer**
   Keluaran dari hidden layer diteruskan ke output layer dan dihitung menggunakan persamaan:

$$y_{ink} = b_k + \sum_{j=1}^{15} z_j v_{jk} \dots \dots \dots (3)$$

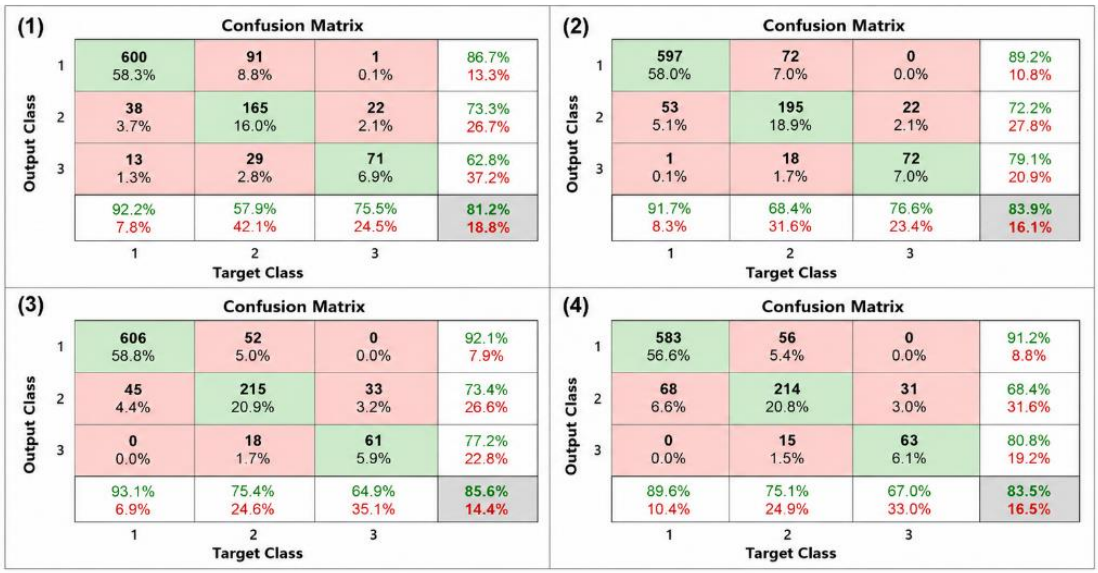
6. **Fungsi Aktivasi Output Layer**
   Nilai keluaran akhir diperoleh melalui fungsi aktivasi:

$$y_k = f(y_{ink}) \dots \dots \dots (4)$$

Hasil Dan Pembahasan

Setelah menguji dataset yang telah kita siapkan, maka hasil prediksi akan muncul. Pengembangan ini dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model bekerja. Dengan bantuan kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) dan matriks konfusi untuk memvisualisasikan hasil kerjanya. Kurva ROC membantu menunjukkan seberapa baik model bisa membedakan antara kategori yang benar dan yang salah.

Sementara itu, matriks konfusi memberi gambaran lebih detail tentang hasil prediksi model seperti mana yang tepat, mana yang keliru, dan di bagian mana model masih perlu diperbaiki.



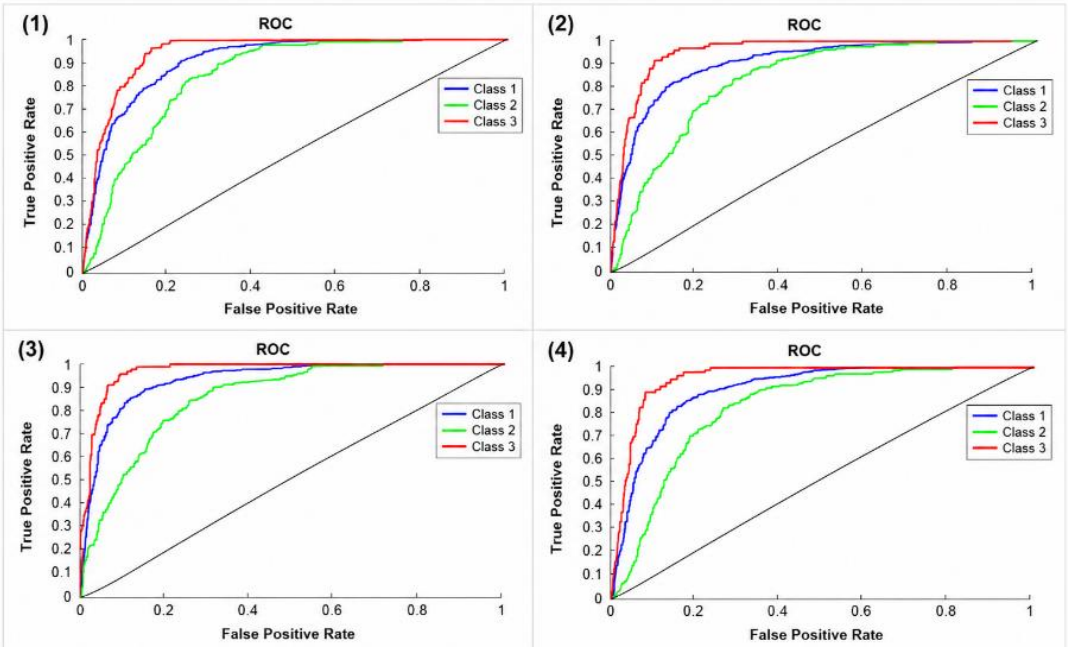
Gambar 3. Confusion Matrix

Pada Gambar 3. Model 3 memiliki akurasi keseluruhan sebesar **85,63%** dengan tingkat kesalahan **14,4%**. Model menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengenali **kelas 1** dengan akurasi **92,1%**, sedangkan **kelas 2** dan **kelas 3** masing-masing memperoleh akurasi **73,4%** dan **77,2%**. Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar data telah berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa data yang salah diklasifikasikan, terutama pada kelas 2 dan kelas 3. Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dalam membedakan ketiga kelas.

Tabel 4. Recall Per Kelas Untuk Empat Arsitektur

Arsitektur	Low (<40)	Medium (40–60)	High (≥60)	Overall
8-5-3	89,6%	75,1%	67,0%	83,5%
8-10-3	91,7%	68,4%	76,6%	83,9%
8-15-3	**93,1%**	**75,4%**	**64,9%**	**85,6%**
8-20-3	92,2%	57,9%	75,5%	81,2%

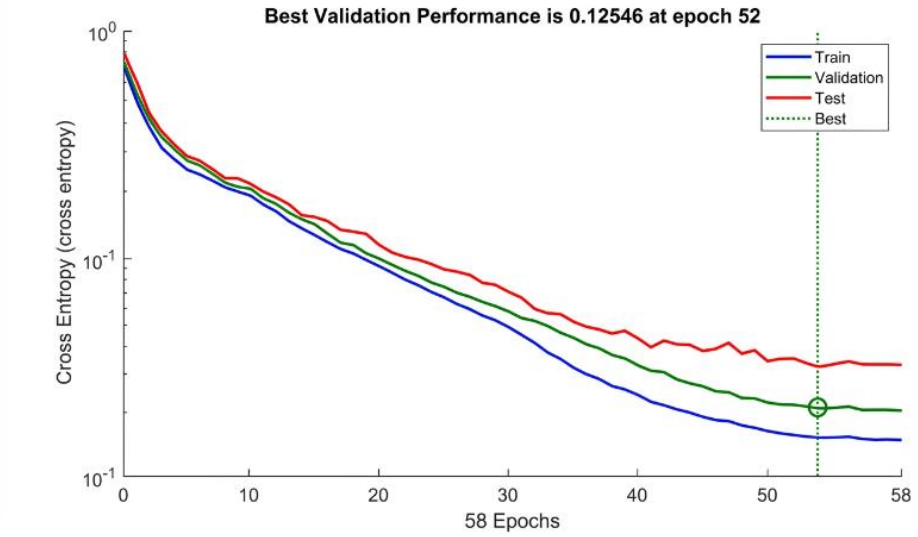
Tabel II menunjukkan bahwa kelas Medium secara konsisten memiliki recall terendah atau mendekati terendah dibandingkan kelas Low pada seluruh arsitektur. Hal ini dapat dijelaskan oleh dua faktor. Pertama, kelas Medium berada di antara dua kelas lain pada skala kuat tekan yang kontinu, sehingga data pada rentang batas (mendekati 40 MPa atau 60 MPa) berpotensi lebih sulit dibedakan oleh jaringan. Kedua, distribusi data pada dataset ini tidak seimbang (Tabel II), dengan kelas High hanya memiliki 94 data (9,1%) dibandingkan kelas Low yang memiliki 651 data (63,2%). Menariknya, meskipun kelas High memiliki jumlah data paling sedikit, recall kelas ini pada beberapa arsitektur (8-10-3 dan 8-20-3) justru lebih tinggi dibandingkan kelas Medium, yang mengindikasikan bahwa karakteristik komposisi campuran pada kelas High cenderung lebih khas dan terpisah secara pola dibandingkan kelas Medium yang berada pada rentang transisi.



Gambar 4. ROC Curve

Berdasarkan perbandingan keempat ROC Curve, segala model disini telah menunjukkan sebuah kemampuan klasifikasi yang baik karena kurva masing-masing kelas berada jauh di atas garis diagonal yang merepresentasikan klasifikasi secara acak. Konfigurasi dengan 15 hidden neuron memberikan performa terbaik, ditunjukkan oleh kurva ROC yang paling mendekati sudut kiri atas dan sejalan dengan nilai akurasi Confusion Matrix tertinggi (85,63%). Sementara itu, konfigurasi 5, 10, dan 20 hidden neuron juga menghasilkan performa yang baik, namun kemampuan diskriminasi kelas, khususnya pada kelas 2, masih sedikit lebih rendah dibandingkan konfigurasi

15 hidden neuron. Oleh karena itu, arsitektur dengan 15 hidden neuron dapat dianggap sebagai konfigurasi yang paling optimal dalam penelitian ini.



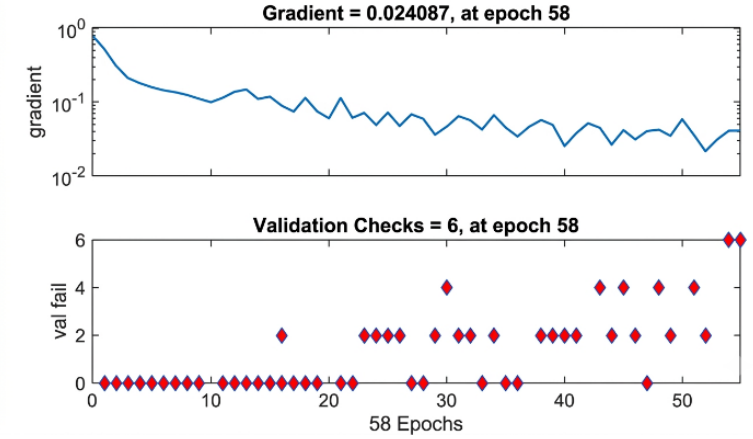
Gambar 5. Performance Plot

Pada Gambar 5. ditunjukkan Performance Plot hasil pelatihan jaringan saraf tiruan menggunakan algoritma Backpropagation dengan 15 neuron pada hidden layer. Sumbu horizontal menunjukkan jumlah epoch, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan nilai cross entropy yang digunakan sebagai fungsi loss untuk mengukur kesalahan model selama proses pelatihan.

Berdasarkan grafik, nilai best validation performance diperoleh sebesar 0,12546 pada epoch ke-52, yang ditandai dengan lingkaran dan garis putus-putus berwarna hijau. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mencapai kesalahan validasi terendah pada epoch ke-52 sehingga bobot yang dihasilkan pada epoch tersebut dipilih sebagai model terbaik.

Kurva training (biru), validation (hijau), dan test (merah) mengalami penurunan secara bertahap hingga mendekati nilai yang stabil. Ketiga kurva juga memiliki pola yang relatif cukup berdekatan tanpa adanya perbedaan yang signifikan, sehingga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting selama proses pelatihan.

Hasil ini sejalan dengan nilai Confusion Matrix, di mana model dengan 15 hidden neuron memperoleh akurasi sebesar 85,63% dengan tingkat kesalahan 14,4%, serta didukung oleh ROC Curve yang menunjukkan kurva mendekati sudut kiri atas. Oleh karena itu, konfigurasi 15 hidden neuron dapat dianggap sebagai arsitektur yang paling optimal dalam penelitian ini karena mampu menghasilkan nilai loss yang rendah dan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan konfigurasi hidden layer lainnya.



Gambar 6. Training State Plot

Pada Gambar 6 grafik Gradient dan Validation Checks selama proses pelatihan jaringan saraf tiruan menggunakan algoritma Backpropagation dengan 15 neuron pada hidden layer.

Grafik Gradient (bagian atas) menunjukkan perubahan nilai gradien terhadap jumlah epoch. Nilai gradien mengalami penurunan dari awal pelatihan hingga mencapai 0,024087 pada epoch ke-58. Penurunan gradien menunjukkan bahwa proses optimasi berlangsung dengan baik, di mana perubahan bobot semakin kecil seiring model mendekati titik konvergensi. Nilai gradien yang rendah mengindikasikan bahwa model telah mencapai kondisi yang relatif stabil dan proses pembelajaran hampir selesai.

Grafik Validation Checks (bagian bawah) menunjukkan jumlah kegagalan validasi (*validation fail*) selama proses pelatihan. Nilai Validation Checks mencapai 6 pada epoch ke-58, yang merupakan batas maksimum validasi (*max_fail*) yang telah ditentukan. Hal ini menunjukkan bahwa nilai kesalahan pada data validasi tidak lagi mengalami perbaikan selama enam kali pemeriksaan berturut-turut, sehingga proses pelatihan dihentikan secara otomatis menggunakan mekanisme early stopping untuk mencegah terjadinya overfitting.

Hasil ini konsisten dengan Performance Plot, yang menunjukkan Best Validation Performance sebesar 0,12546 pada epoch ke-52. Meskipun pelatihan berlanjut hingga epoch ke-58, bobot jaringan yang digunakan sebagai model terbaik tetap berasal dari epoch ke-52 karena menghasilkan nilai validasi terendah. Dengan demikian, proses pelatihan dapat dikatakan telah berlangsung secara optimal, menghasilkan model yang stabil, memiliki kemampuan generalisasi yang baik, dan sesuai dengan hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix maupun ROC Curve.

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan menguji sistem prediksi kategori mutu kuat tekan beton menggunakan ANN Backpropagation berdasarkan delapan atribut komposisi campuran. Dari empat arsitektur yang diuji (8-5-3, 8-10-3, 8-15-3, dan 8-20-3), arsitektur 8-15-3 menghasilkan performa terbaik dengan akurasi (85,63%), cross-entropy pelatihan 0,104, dan performansi validasi terbaik 0,12546 pada epoch ke-52. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa penambahan jumlah neuron pada hidden layer tidak selalu meningkatkan akurasi, terbukti dari arsitektur **8-20-3** yang justru menghasilkan akurasi terendah (81,2%) akibat adanya gejala overfitting dan penurunan kemampuan generalisasi. Kelas Medium secara konsisten paling sulit diklasifikasikan dibandingkan kelas Low, yang diduga disebabkan oleh posisinya sebagai kelas transisi pada skala kuat tekan yang kontinu serta ketidakseimbangan jumlah data antar kelas.
Sistem yang dihasilkan berpotensi membantu praktisi di lapangan, seperti kontraktor maupun produsen ready-mix, untuk memperoleh estimasi awal kategori mutu beton hanya berdasarkan komposisi campuran, tanpa harus menunggu hasil uji tekan fisik selama 28 hari, sehingga dapat mendukung proses trial-mix maupun pengambilan keputusan yang lebih cepat. Penelitian lanjutan dapat dilakukan dengan memperluas granularitas kelas mutu, menggunakan pendekatan regresi untuk memprediksi nilai kuat tekan secara kontinu, menerapkan teknik penyeimbangan data (seperti SMOTE) untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, serta membandingkan performa Backpropagation dengan algoritma lain seperti Support Vector Machine, Random Forest, atau ensemble learning.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penggunaan dataset yang lebih besar dan memiliki distribusi kelas yang lebih seimbang perlu dipertimbangkan agar model mampu mempelajari karakteristik setiap kelas secara lebih optimal. Kedua, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi variasi arsitektur jaringan, seperti penambahan jumlah **hidden layer**, perubahan jumlah neuron, fungsi aktivasi, algoritma pelatihan, maupun optimasi **learning rate** untuk memperoleh performa yang lebih baik.

Selain itu, mengingat penelitian ini hanya mengklasifikasikan mutu beton ke dalam tiga kategori, penelitian lain mungkin dapat melakukan metode lain seperti pendekatan **regresi** sehingga mampu memprediksi nilai kuat tekan beton secara langsung dalam satuan MPa. Pendekatan ini akan memberikan informasi yang lebih rinci bagi pengguna dibandingkan klasifikasi kategori mutu.

Penelitian selanjutnya juga disarankan untuk membandingkan performa algoritma Backpropagation dengan metode machine learning lainnya, seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, Extreme Gradient Boosting (XGBoost), maupun Deep Neural Network (DNN) sehingga dapat diketahui metode yang paling sesuai untuk prediksi mutu beton berdasarkan komposisi campuran.

Terakhir, evaluasi model bisa diperluas dengan menerapkan sebuah teknik k-fold cross validation serta penggunaan metrik evaluasi tambahan, seperti precision, recall, F1-score, dan AUC, sehingga hasil pengujian menjadi lebih komprehensif dan memiliki tingkat keandalan yang lebih tinggi.

Daftar Pustaka

A. P. Setyan, A. Affandi, S. Sumpeno, and D. Romahadi, "Predicting Vehicle Theft with Backpropagation Algorithm in East Java Regional Police," in 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Computer Science Technology (ICAICST), 2021, pp. 19–24.

A. P. Setyan and I. P. A. E. Pratama, "POWER BUSINESS INTELLIGENCE DASHBOARD VISUALIZATION OF LOSSES NUMBER OF MOTOR VEHICLE IN EAST JAVA, INDONESIA", *jicon*, vol. 11, no. 1, pp. 68-75, Mar. 2023.

Dwi Wibowo, & Ardath Prahara Setyan. (2026). Strategi Pengembangan Unit Produksi Akartanjung Berkelanjutan Di Lingkungan Koperasi Pondok Pesantren Pomosda. *Jurnal Aplikasi Sistem Dan Teknik Informatika Pomosda (JASTIP)* , *4* (01), 33–41. Diambil dari https://jurnal.stt-pomosda.ac.id/index.php/jastip/article/view/371

Setyan, A. P., & Jamal, M. (2024). Analisis Dampak Persentase Sanitasi Dan Sumber Air Minum Terhadap Penyakit Di Jawa Timur. *Jurnal Aplikasi Sistem Dan Teknik Informatika Pomosda (JASTIP)*, *2*(01), 49-56.

Tasya, C. N., Setyan, A. P., & Jarwo. (2025). Prediksi Jumlah Kedatangan Wisatawan Nasional Indonesia Berdasarkan Pintu Masuk Kedatangan Udara Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Aplikasi Sistem dan Teknik Informatika Pomosda (JASTIP), 3*(1), 43–50.