

Analisis dan Prediksi Ketersediaan Air Bersih di 38 Provinsi Indonesia Menggunakan Metode Multilayer Perceptron (MLP)

**Judea Simamora, Elisabeth Sitanggang, Sofia Simanjuntak,
Masnita Butarbutar, Jaya Tata Hardinata
Ilmu Komputer, FMIPA, Universitas HKBP Nommensen Pematang
Siantar**

**Email: judeasimamora@gmail.com,
elisabethjessicastg@gmail.com, sofiaandriyanisimanjuntak.17@gmail.com,
masnitabutarbutar26@gmail.com, jayatatahardinata@uhn.ac.id**

ABSTRACT

Penelitian ini mengkaji analisis dan prediksi ketersediaan air bersih di 38 provinsi Indonesia dengan menerapkan model Multilayer Perceptron (MLP), yakni sebuah arsitektur jaringan syaraf tiruan yang efektif untuk menangkap pola non-linier pada data spasial-temporal. Data historis yang digunakan mencakup parameter-parameter relevan seperti jumlah penduduk, distribusi sumber air, curah hujan, dan penggunaan air bersih di masing-masing provinsi. Tahapan penelitian meliputi pengolahan data (preprocessing) untuk menyiapkan dataset, pelatihan model MLP menggunakan subset data, serta evaluasi performa model menggunakan metrik error statistik. Hasil model menunjukkan kemampuan MLP dalam memprediksi tren ketersediaan air bersih dengan akurasi yang baik, menyediakan wawasan penting bagi perencanaan pemberdayaan sumber daya air yang berkelanjutan di setiap wilayah Indonesia. Temuan ini diharapkan dapat membantu pembuat kebijakan dan pemangku kepentingan dalam mengantisipasi potensi kekurangan air bersih serta merumuskan strategi alokasi sumber daya berdasarkan prediksi yang dihasilkan oleh model.

Kata Kunci : Ketersediaan air bersih, Prediksi, Multilayer Perceptron (MLP), Jaringan Syaraf Tiruan (ANN)

ABSTRACT

This study aims to conduct analysis and prediction of clean water availability in 38 provinces of Indonesia using the Multilayer Perceptron (MLP) method, a type of artificial neural network model that is effective in learning non-linear patterns from spatial and temporal data. The data used include key indicators such as population, water sources, rainfall, and clean water consumption for each province over a certain period. The research stages involve data preprocessing, MLP model training, and prediction performance evaluation based on relevant validation metrics such as Mean Squared Error (MSE) and coefficient of determination (R^2). The model's prediction results show that MLP is capable of capturing trends in clean water availability across various provinces with satisfactory accuracy, while providing important insights for sustainable water resource planning. These findings are expected to support decision-making by policymakers and stakeholders in clean water management in Indonesia.

Keyword: Clean water availability Prediction, Multilayer Perceptron (MLP), Artificial Neural Network (ANN)

1. LATAR BELAKANG

Latar Belakang

Air bersih ialah sebuah **sumber daya vital** yang sangat krusial dalam kehidupan manusia, kesehatan, serta pembangunan sosial dan ekonomi suatu negara. Di Indonesia, keperluan terkait air bersih selalu bertambah sebab diiringi pertumbuhan angka penduduk, urbanisasi, dan perkembangan industri. Pertumbuhan ini berdampak pada **meningkatnya tekanan terhadap ketersediaan sumber daya air** yang terbatas dan tidak merata di seluruh provinsi. Kondisi geografis dan iklim yang beragam juga menyebabkan distribusi air bersih di masing-masing wilayah Indonesia berbeda-beda, sehingga beberapa daerah menghadapi tantangan tersendiri dalam menjaga ketahanan air bersih bagi masyarakatnya.

Pertumbuhan jumlah penduduk, perubahan pola penggunaan lahan, pencemaran lingkungan, serta kondisi iklim yang semakin tidak menentu akibat perubahan iklim global telah memperburuk kondisi ketersediaan air bersih di banyak wilayah Indonesia. Kenaikan permintaan air bersih akibat pertumbuhan penduduk dan peningkatan kebutuhan sektor domestik, industri, dan pertanian menyebabkan tekanan terhadap sumber daya air semakin meningkat. Di sisi lain, pencemaran dari limbah domestik dan industri serta degradasi lingkungan turut memengaruhi kualitas dan kuantitas air yang tersedia untuk konsumsi masyarakat. Kondisi ini mengakibatkan ketidakseimbangan antara kebutuhan air bersih dan ketersediaannya di beberapa wilayah, sehingga berpotensi

memperbesar risiko kekurangan air bersih.

Permasalahan distribusi dan ketersediaan air bersih tidak hanya bersifat lokal, tetapi juga berskala nasional, dimana setiap provinsi di Indonesia menghadapi karakteristik yang berbeda berdasarkan kondisi geografis, sosial-ekonomi, dan infrastruktur yang dimilikinya. Variasi ini turut menentukan pola permintaan dan ketersediaan air bersih di tiap tempat, sehingga dibutuhkan pendekatan analitis yang komprehensif untuk memetakan dan mengantisipasi perubahan ketersediaan air di masa mendatang. Salah satu tantangan utama dalam melakukan prediksi adalah sifat data ketersediaan air yang sering kali tidak linier dan dipengaruhi oleh banyak faktor eksternal. Dalam konteks ini, metode pembelajaran mesin seperti Multilayer Perceptron (MLP) — sebuah model jaringan syaraf tiruan — menawarkan kemampuan untuk menangkap pola kompleks dan hubungan non-linier dalam data yang besar dan multivariat.

Dengan meningkatnya kebutuhan analisis prediktif untuk mengantisipasi situasi air bersih di masa depan, penelitian yang mengintegrasikan teknik analisis data dan prediksi menggunakan MLP menjadi sangat relevan. Metode ini dapat membantu dalam memahami tren historis, mengidentifikasi pola yang mendasari fluktuasi ketersediaan air, serta menyediakan prediksi yang berguna bagi pembuat kebijakan untuk perencanaan dan pengelolaan sumber daya air yang berkelanjutan di tingkat provinsi maupun

nasional. Pendekatan ini penting untuk memastikan bahwa kebijakan pembangunan dan pengelolaan sumber daya air mampu menangani dampak pertumbuhan populasi, perubahan iklim, serta tantangan lingkungan lainnya, sehingga masyarakat dapat terus menikmati akses terhadap air bersih yang aman dan cukup di masa mendatang.

Permasalahan terkait dengan distribusi dan prediksi ketersediaan air bersih tidak hanya bergantung pada aspek fisik sumber air, tetapi juga melibatkan variabel-variabel sosial, ekonomi, dan lingkungan. Ketidakpastian cuaca, perubahan iklim, serta fluktuasi dalam penggunaan air harian semakin memperumit proses perencanaan dan pengelolaan sumber daya air secara efektif. Untuk menjawab tantangan tersebut, diperlukan pendekatan yang **lebih canggih dan akurat dalam menganalisis serta memprediksi ketersediaan air bersih di masa depan**. Pendekatan tradisional sering kali kurang efektif dalam menangkap pola kompleks yang ada dalam data spasial dan temporal yang besar, terutama ketika melibatkan banyak variabel input.

Dalam konteks ini, metode **Multilayer Perceptron (MLP)**—sebuah arsitektur dari jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Networks*)—menjadi pilihan yang relevan karena kemampuan model ini dalam mempelajari hubungan non-linier dan pola tersembunyi dari dataset yang kompleks. Dengan menggunakan MLP, penelitian dapat menghasilkan **prediksi yang lebih akurat dan informatif** mengenai ketersediaan air bersih di berbagai provinsi Indonesia. Informasi prediktif ini sangat penting sebagai dasar bagi pembuat kebijakan, pengelola sumber daya air, dan pemangku

kepentingan lainnya untuk merancang strategi yang tepat dalam menjamin ketahanan air bersih secara berkelanjutan di seluruh wilayah Indonesia.

2. KAJIAN TEORI

Teori Ketersediaan Air Bersih

Ketersediaan air bersih merujuk pada keseluruhan air yang dapat mencukupi keperluan utama manusia secara memadai, aman, dan layak dikonsumsi atau dimanfaatkan pada kegiatan dasar yakni memasak, mandi, mencuci, dan keperluan domestik lain. Air bersih berbeda dari air minum secara teknis karena air bersih umumnya memenuhi parameter kualitas tertentu sehingga aman digunakan menurut standar kesehatan dan kualitas air yang berlaku di lingkungan setempat. Penggunaan air bersih yang aman mencakup aspek fisik, kimia, dan mikrobiologis agar tidak membahayakan kesehatan manusia.

Secara global, air bersih menjadi salah satu indikator krusial pada pembangunan berkelanjutan sebab ketersediaannya berkorelasi langsung terhadap kesehatan masyarakat, pembangunan sosial-ekonomi, dan ketahanan sumber daya alam. Air harus tersedia dalam jumlah cukup, didistribusikan secara merata, dan dikelola secara efisien agar dapat diakses oleh seluruh lapisan masyarakat. Ketersediaan ini dipengaruhi oleh perubahan iklim, pertumbuhan populasi, urbanisasi, kualitas lingkungan, serta kebijakan dan pengelolaan sumber daya air.

Selain itu, konsep *peak water* menunjukkan bahwa meskipun air tampak melimpah di planet ini, sumber air tawar yang dapat diperbaharui dan mudah diakses menjadi semakin terbatas akibat ekstraksi yang melebihi laju pengisian alami, perubahan iklim, dan tekanan permintaan manusia. Hal ini menegaskan pentingnya prediksi ketersediaan air

sebagai dasar perencanaan sumber daya air yang berkelanjutan.

Teori Multilayer Perceptron (MLP)

MLP adalah sebuah jenis jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network/ANN*) yang ada pada kelompok *feedforward neural networks*. MLP tersusun dari tiga bagian dasar: *input layer*, satu atau lebih *hidden layers*, serta *output layer*. Setiap lapisan berisi sejumlah neuron yang saling terhubung ke neuron di lapisan berikutnya melalui bobot (*weights*). Berat koneksi ini diperbarui melalui proses pelatihan menggunakan algoritma *backpropagation*, di mana kesalahan prediksi dihitung dan bobot disesuaikan secara iteratif untuk meminimalkan *error* selama pelatihan.

MLP mampu memodelkan hubungan *non-linier* dalam data karena penggunaan fungsi aktivasi non-linier (seperti *sigmoid*, *ReLU*, atau *tanh*) di dalam neuron, sehingga cocok untuk tugas prediksi kompleks yang tidak dapat dijelaskan oleh model linier sederhana. Teori *universal approximation* juga menunjukkan bahwa MLP dengan satu *hidden layer* yang cukup besar secara teori dapat mengaproksimasi hampir semua fungsi kontinu dengan akurasi yang tinggi, asalkan arsitekturnya tepat dan mempunyai cukup neuron tersembunyi.

Dalam konteks prediksi sumber daya air, MLP banyak digunakan untuk menangani data dengan karakteristik spasial-temporal yang kompleks dan non-linier seperti pola ketersediaan air, kualitas =air, atau parameter hidrologi lainnya. MLP telah digunakan secara luas dalam penelitian lingkungan, termasuk prediksi kualitas air, debit sungai, dan kebutuhan= air bersih, karena kemampuannya belajar dari data historis untuk mengenali tren dan pola tersembunyi.

Integrasi Teori dalam Penelitian

Dalam penelitian ini, teori **ketersediaan air bersih** difokuskan pada pemahaman faktor-faktor yang memengaruhi distribusi dan akses terhadap air bersih di tingkat provinsi, termasuk aspek kualitas, kuantitas, dan distribusi spasial. Teori tersebut menjadi dasar dalam memilih variabel-variabel input yang relevan bagi model prediksi.

Sedangkan teori **MLP** menjadi landasan metodologis dalam merancang model prediksi yang mampu menangkap pola non-linier dalam data historis ketersediaan air. Pemilihan MLP dipertimbangkan karena kemampuannya untuk memprediksi secara akurat pada permasalahan prediktif melalui banyak variabel input yang tidak linier, seperti data hidrologi dan demografi yang berubah dari waktu ke waktu.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Pendahuluan

Bagian ini menjelaskan secara umum bagaimana penelitian akan dilaksanakan, termasuk pendekatan dan alasan metodologis yang dipilih untuk menjawab rumusan masalah penelitian. Bab ini memberi gambaran tentang proses penelitian secara keseluruhan, dari pengumpulan data hingga analisisnya sehingga pembaca dapat memahami landasan metodologis penelitian ini secara mendalam.

Pendekatan dan Jenis Penelitian

Studi ini menerapkan pendekatan kuantitatif karena fokus pada pengolahan data numerik untuk menganalisis pola dan melakukan prediksi ketersediaan air bersih. Selain itu, penelitian ini bersifat deskriptif dan prediktif karena tidak hanya menggambarkan kondisi data historis, tetapi juga memprediksi kondisi di masa mendatang menggunakan model *machine learning*, tepatnya Multilayer Perceptron (MLP).

Sumber dan Jenis Data

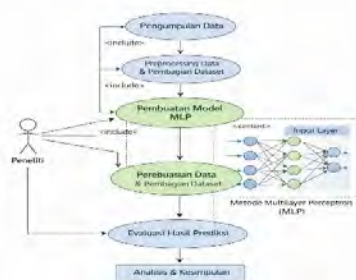
Pada studi ini, data yang diterapkan merupakan data sekunder yang dihimpun dari instansi resmi atau database yang kredibel seperti BPS, Kementerian PUPR, Dinas Lingkungan Hidup, serta sumber lain yang relevan. Variabel yang dikumpulkan meliputi:

1. Ketersediaan air bersih tahunan per provinsi
2. Jumlah penduduk
3. Curah hujan rata-rata
4. Infrastruktur penyediaan air
5. Variabel lain yang relevan dengan ketersediaan air

Penggunaan data sekunder memungkinkan analisis spasial-temporal yang luas dan representatif untuk keseluruhan 38 provinsi di Indonesia.

Teknik Pengumpulan Data

Karena penelitian ini memanfaatkan data yang sudah tersedia, maka metode pengambilan data dilaksanakan melalui studi dokumentasi, yaitu mengunduh dan menyeleksi dataset dari sumber yang terpercaya, serta menyusun dataset agar siap diproses oleh model MLP.



Populasi dan Sampel Data

Dalam penelitian ini, populasi data mencakup seluruh provinsi di Indonesia yang memiliki data ketersediaan air bersih dan variabel pendukung lengkap selama periode tertentu. Sampel data yang dipakai adalah semua data yang

memenuhi kriteria kualitas dan kelengkapan variabel untuk ke-38 provinsi tersebut.

Preprocessing Data

Sebelum data digunakan untuk pelatihan model, dilakukan beberapa tahapan *preprocessing* sebagai berikut:

1. Pembersihan data — meniadakan baris data yang tidak rinci atau tidak valid.
2. Penanganan missing value — melakukan imputasi atau interpolasi data yang hilang.
3. Normalisasi/penyamaan skala — menyesuaikan skala variabel untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan model.

Tahapan ini penting agar kualitas data yang masuk ke model MLP optimal dan prediksi yang dihasilkan akurat.

Desain Model Prediksi (Multilayer Perceptron)

Model Multilayer Perceptron (MLP) dipilih karena kemampuannya dalam menangkap pola non-linier pada data dengan banyak variabel input. Struktur model mencakup:

1. Input layer: menerima variabel-variabel prediktor.
2. Hidden layer: terdiri dari satu atau lebih lapisan tersembunyi dengan jumlah neuron tertentu.
3. Output layer: menghasilkan estimasi ketersediaan air bersih.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan algoritma backpropagation untuk meminimalkan kesalahan prediksi yang diukur oleh fungsi *loss* seperti *Mean Squared Error (MSE)*.

Pembagian Data

Dataset yang sudah dibersihkan kemudian dibagi menjadi dua bagian:

1. Training set (70–80%) — digunakan untuk melatih model.
2. Test set (20–30%) — digunakan untuk mengevaluasi kemampuan prediksi model pada data yang tidak ada sebelumnya.
3. Pembagian data ini membantu memastikan bahwa pengujian terhadap model bersifat objektif dan tidak bias.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

DATA AIR BERSIH 38 PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2017 s.d. 2022

A	B	C	D	E	F	G
ATA AIR BERSIH 38 PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2017 s.d. 2022						
Provinsi	2017	2018	2019	2020	2021	2022
ACEH	104834	101737	152839	158695	155402	162298
SUMATERA	883017	932260	936629	960930	952824	926490
SUMATERA	256875	281808	309177	344803	367149	336313
RIAU	53557	80125	76836	86512	88400	96229
JAMBI	138531	180663	165555	185147	203887	238651
SUMATERA	565299	604885	628045	661481	675702	683746
BENGKULU	72973	78637	80143	79828	78735	81156
LAMPUNG	71342	70396	73300	80395	86171	93885
KEP. BANG.	21988	36105	43828	40149	41515	43954
KEP. RIAU	489913	541855	595724	540571	542306	545739
DKI JAKAR	2887565	2851770	3090613	2838307	2787583	2950367
JAWA BAR	1864975	2047823	1988278	1976089	2288922	2547504
JAWA TEN	1081863	1387143	1638674	1781953	1856522	1941261
DI YOGYA	150538	171400	189735	208350	211413	227541
JAWA TIM	1719603	1871779	2084035	2217209	2238433	2318402
BANTEN	894072	1122324	1171980	1229503	1241868	1339461
BALI	460877	611057	697634	660419	617711	629845
NUSA TEN	167198	180187	195335	209902	209215	246721
NUSA TEN	112938	119184	134230	137057	145657	154599
KALIMANT	252549	279665	274265	315386	326972	342820
KALIMANT	120809	138753	165648	174938	187136	190281
KALIMANT	518044	553304	598136	680195	675821	751991
KALIMANT	702596	818660	861454	951766	962707	1045336
KALIMANT	82854	93182	103112	110808	126461	145779
SULAWESI	101460	131034	115913	111573	122915	130832
SULAWESI	27864	47402	45569	47159	50926	52491
SULAWESI	424654	481408	563417	588890	598174	614356
SULAWESI	79200	75697	75674	75642	83130	82193
GORONTA	58400	74157	69518	71967	67407	70233
SULAWESI	28232	29169	35957	35815	33730	34968
MALUKU	50699	50732	52964	53093	53960	54276
MALUKU I	65634	73641	86104	92439	87890	91084
PAPUA BA	31247	30572	33117	29503	26991	25971
PAPUA	88187	79037	89249	86618	82611	87688
INDONESIA	15113564	16724352	17422688	17823092	18276246	19284461

Peningkatan akses air bersih merupakan indikator penting dalam pembangunan kesejahteraan masyarakat. Data yang dianalisis menunjukkan bahwa meskipun capaian nasional

mengalami peningkatan, masih terdapat tantangan besar dalam pemerataan akses air bersih antar wilayah.

Oleh karena itu, diperlukan kebijakan yang lebih berfokus pada daerah dengan akses rendah, khususnya di wilayah Indonesia Timur, melalui peningkatan infrastruktur, optimalisasi sumber daya air lokal, serta sinergi antara pemerintah pusat dan daerah.

DATA AIR BERSIH 38 PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2017 s.d. 2022

X	2017	2018	2019	2020	2021	2022	Target 2023
1	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
3	104834	101737	152839	158695	155402	162298	232126
4	883017	932260	936629	960930	952824	926490	930848
5	256875	281808	309177	344803	367149	336313	394351
6	53557	80125	76836	86512	88400	96229	102354
7	138531	180663	165555	185147	203887	238651	276462
8	565299	604885	628045	661481	675702	683746	745679
9	72973	78637	80143	79828	78735	81156	89939
10	71342	70396	73300	80395	86171	93885	101530
11	21988	36105	43828	40149	41515	43954	51402
12	489913	541855	595724	540571	542306	545739	556700
13	2887565	2851770	3090613	2838307	2787583	2950367	3129444
14	1864975	2047823	1988278	1976089	2288922	2547504	2954169
15	1081863	1387143	1638674	1781953	1856522	1941261	2165651
16	150538	171400	189735	208350	211413	227541	253138
17	1719603	1871779	2084035	2217209	2238433	2318402	2564829
18	894072	1122324	1171980	1229503	1241868	1339461	1479378
19	460877	611057	697634	660419	617711	629845	696812
20	167198	180187	195335	209902	209215	246721	259811
21	112938	119184	134230	137057	145657	154599	155641
22	252549	279665	274265	315386	326972	342820	381195
23	120809	18753	165648	174938	187136	190281	339276
24	518044	553304	598136	680195	675821	751991	828439
25	702596	818660	861454	951766	962707	1045336	1166507
26	82854	93182	103112	110808	126461	145779	160764
27	101460	131034	115913	111573	122915	130832	129844
28	27864	47402	45569	47159	50926	52491	52016
29	424654	481408	563417	588890	598174	614356	692620
30	79200	75697	75674	75642	83130	82193	83465
31	58400	74157	69518	71967	67407	70233	66608
32	28232	29169	35957	35815	33730	34968	35318
33	50699	50732	52964	53093	53960	54276	63457
34	65634	73641	86104	92439	87890	91084	111669
35	31247	30572	33117	29503	26991	25971	12184

Peningkatan akses air bersih merupakan indikator penting dalam pembangunan kesejahteraan masyarakat. Data yang dianalisis menunjukkan bahwa meskipun capaian nasional mengalami peningkatan, masih terdapat tantangan besar dalam pemerataan akses air bersih antar wilayah.

Oleh karena itu, diperlukan kebijakan yang lebih berfokus pada daerah dengan akses rendah, khususnya di wilayah Indonesia Timur, melalui

peningkatan infrastruktur, optimalisasi sumber daya air lokal, serta sinergi antara pemerintah pusat dan daerah.

X	2018	2019	2020	2021	2022	2023	Target_2024
1							
2	2018	2019	2020	2021	2022	2023	
3	101737	152839	158695	155402	162298	232126	
4	932260	936629	960930	952824	926490	930848	
5	281808	309177	344803	367149	336313	394351	
6	80125	76836	86512	88400	96229	102354	
7	180663	165555	185147	203887	238651	276462	
8	604885	628045	661481	675702	683746	745679	
9	78637	80143	79828	78735	81156	89939	
10	70396	73300	80395	86171	93885	101530	
11	36105	43828	40149	41515	43954	51402	
12	541855	595724	540571	542306	545739	556700	
13	2851770	3090613	2838307	2787583	2950367	3129444	
14	2047823	1988278	1976089	2288922	2547504	2954169	
15	1387143	1638674	1781953	1856522	1941261	2165651	
16	171400	189735	208350	211413	227541	253138	
17	1871779	2084035	2217209	2238433	2318402	2564829	
18	1122324	1171980	1229503	1241868	1339461	1479378	
19	611057	697634	660419	617711	629845	696812	
20	180187	195335	209902	209215	246721	259811	
21	119184	134230	137057	145657	154599	155641	
22	279665	274265	315386	326972	342820	381195	
23	138753	165648	174938	187136	190281	239276	
24	553304	598136	680195	675821	751991	828439	
25	818660	861454	951766	962707	1045336	1166507	
26	93182	103112	110808	126461	145779	160764	
27	131034	115913	111573	122915	130832	129844	
28	47402	45569	47159	50926	52491	52016	
29	481408	563417	588890	598174	614356	692620	
30	75697	75674	75642	83130	82193	83465	
31	74157	69518	71967	67407	70233	66608	
32	29169	35957	35815	33730	34968	35318	
33	50732	52964	53093	53960	54276	63457	
34	73641	86104	92439	87890	91084	111669	

berkelanjutan oleh pemerintah pusat maupun pemerintah daerah.

Data menunjukkan bahwa sebagian besar provinsi mengalami tren pertambahan yang stabil per tahunnya, meskipun pada beberapa provinsi masih ditemukan fluktuasi angka pada periode tertentu. Fluktuasi tersebut dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi geografis, ketersediaan infrastruktur air bersih, kepadatan penduduk, serta kapasitas pengelolaan layanan air minum di masing-masing daerah.

Provinsi yang mempunyai total penduduk besar, khususnya di Pulau Jawa, seperti Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, dan DKI Jakarta, memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan akses air bersih nasional. Sementara itu, provinsi di wilayah Indonesia Timur, meskipun menunjukkan peningkatan, masih menghadapi tantangan dalam pemerataan akses air bersih akibat keterbatasan infrastruktur dan kondisi wilayah yang sulit dijangkau.

Normalisasi Min–Max

Rumus:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

Standardisasi (Z-Score)

Rumus:

$$X' = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

Berdasarkan hasil analisis data akses air bersih pada 38 provinsi di Indonesia selama periode tahun 2018 sampai dengan 2023, dapat disimpulkan bahwa secara umum terjadi peningkatan akses air bersih di hampir seluruh provinsi. Peningkatan tersebut menunjukkan adanya kemajuan dalam upaya pemenuhan kebutuhan dasar masyarakat terhadap air bersih yang dilakukan secara

DATA AIR BERSIH 38 PROVINSI DI INDONESIA TAHUN 2017 s.d. 2022							
Parameter Nilai							
b(max)	21248201						
a(min)	12184						
b-a	21236017						
Provinsi	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Provinsi	0,099541	0,099541	0,099541	0,099541	0,099541	0,099541	0,099541
ACEH	0,103490	0,103373	0,105298	0,105519	0,105395	0,105655	0,108285
SUMATERA	0,132805	0,134660	0,134825	0,135741	0,135435	0,134443	0,134607
SUMATERA	0,109217	0,110157	0,111188	0,112530	0,113372	0,112210	0,114396
RIAU	0,101558	0,102559	0,102435	0,102800	0,102871	0,103166	0,103396
JAMBI	0,104759	0,106346	0,105777	0,106515	0,107221	0,108531	0,109955
SUMATERA	0,120836	0,122328	0,123200	0,124460	0,124995	0,125298	0,127632
BENGKULU	0,102290	0,102503	0,102560	0,102548	0,102507	0,102598	0,102929
LAMPUNG	0,102228	0,102192	0,102302	0,102569	0,102787	0,103077	0,103365
KEP. BANG.	0,100369	0,100901	0,101192	0,101053	0,101104	0,101196	0,101477
KEP. RIAU	0,117996	0,119953	0,121983	0,119905	0,119970	0,120100	0,120512
DKI JAKARTA	0,208320	0,206972	0,215970	0,206465	0,204554	0,210686	0,217432
JAWA BAR.	0,169798	0,176686	0,174443	0,173983	0,185768	0,195510	0,210830
JAWA TEN.	0,140296	0,151797	0,161272	0,166670	0,169479	0,172671	0,181125
DI YOGYAI	0,105212	0,105997	0,106688	0,107389	0,107505	0,108112	0,109077
JAWA TIM.	0,164321	0,170054	0,178050	0,183067	0,183866	0,186879	0,196162
BANTEN	0,133222	0,141821	0,143691	0,145858	0,146324	0,150000	0,155271
BALI	0,116903	0,122560	0,125822	0,124420	0,122811	0,123268	0,125791
NUSA TEN.	0,105839	0,106328	0,106899	0,107448	0,107422	0,108835	0,109328
NUSA TEN.	0,103795	0,104030	0,104597	0,104704	0,105028	0,105365	0,105404
KALIMANT.	0,109054	0,110076	0,109873	0,111422	0,111858	0,112455	0,113901
KALIMANT.	0,104092	0,104768	0,105781	0,106131	0,106590	0,106709	0,108554
KALIMANT.	0,119056	0,120384	0,122073	0,125165	0,125000	0,127869	0,130749
KALIMANT.	0,126009	0,130381	0,131993	0,135395	0,135807	0,138920	0,143485
KALIMANT.	0,102662	0,103051	0,103425	0,103715	0,104305	0,105032	0,105597
SULAWESI	0,103363	0,104477	0,103907	0,103744	0,104171	0,104469	0,104432
SULAWESI	0,100590	0,101326	0,101257	0,101317	0,101459	0,101518	0,101500
SULAWESI	0,115538	0,117676	0,120765	0,121725	0,122075	0,122684	0,125633
SULAWESI	0,102524	0,102392	0,102391	0,102390	0,102672	0,102637	0,102685
GORONTALA	0,101741	0,102334	0,102159	0,102252	0,102080	0,102186	0,102050
SULAWESI	0,100604	0,100639	0,100895	0,100890	0,100811	0,100858	0,100871
MALUKU	0,101450	0,101452	0,101536	0,101541	0,101573	0,101585	0,101931
MALUKU	0,102013	0,102315	0,102784	0,103023	0,102851	0,102972	0,103747
PAPUA BA	0,100718	0,100692	0,100788	0,100652	0,100557	0,100519	0,1
PAPUA	0,102863	0,102518	0,102903	0,102804	0,102653	0,102844	0,102727

Provinsi yang mempunyai total penduduk tinggi, khususnya di Pulau Jawa, seperti Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, dan DKI Jakarta, memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan akses air bersih nasional. Sementara itu, provinsi di wilayah Indonesia Timur, meskipun menunjukkan peningkatan, masih menghadapi tantangan dalam pemerataan akses air bersih akibat keterbatasan infrastruktur dan kondisi wilayah yang sulit dijangkau.



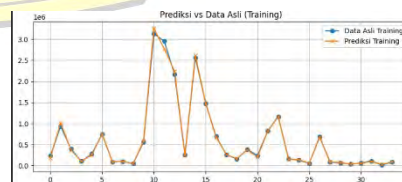
Gambar 1

Grafik tren ketersediaan air bersih di 38 provinsi Indonesia periode 2017–2023.



Gambar 2

Grafik menunjukkan peningkatan ketersediaan air bersih dari tahun ke tahun di sebagian besar provinsi.



Gambar 3.

Perubahan tren ketersediaan air bersih berdasarkan data historis.

Berdasarkan hasil analisis data akses air bersih pada 38 provinsi di Indonesia selama periode tahun 2018 sampai dengan 2023, dapat disimpulkan bahwa secara umum terjadi peningkatan akses air bersih di hampir seluruh provinsi. Peningkatan tersebut menunjukkan adanya kemajuan dalam upaya pemenuhan kebutuhan dasar masyarakat terhadap air bersih yang dilakukan secara berkelanjutan oleh pemerintah pusat maupun pemerintah daerah.

Data menunjukkan bahwa sebagian besar provinsi mengalami tren pertambahan yang stabil per tahunnya, meskipun pada beberapa provinsi masih ditemukan fluktuasi angka pada periode tertentu. Fluktuasi tersebut dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi geografis, ketersediaan infrastruktur air bersih, kepadatan penduduk, serta kapasitas pengelolaan layanan air minum di masing-masing daerah.

Berdasarkan hasil perbandingan antara data asli dan hasil prediksi pada tahap training, dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan mampu merepresentasikan pola data akses air bersih dengan baik. Hal ini terlihat dari kedekatan kurva prediksi dengan kurva data asli, di mana sebagian besar titik prediksi mengikuti tren dan fluktuasi data aktual.

Secara umum, perbedaan antara nilai prediksi dan data asli relatif kecil, terutama pada titik-titik dengan nilai sedang hingga tinggi. Model juga mampu menangkap pola kenaikan dan penurunan data secara konsisten, termasuk pada provinsi-provinsi dengan nilai akses air bersih yang besar. Temuan tersebut menjabarkan model mempunyai kapasitas pembelajaran yang optimal pada data pelatihan.

Meskipun demikian, pada beberapa titik tertentu terlihat adanya selisih antara nilai prediksi dan data asli, khususnya pada data dengan fluktuasi ekstrem. Kondisi ini mengindikasikan bahwa masih terdapat keterbatasan model dalam menangkap variasi data yang sangat tajam. Namun, perbedaan tersebut tidak bersifat dominan dan tidak mengurangi kinerja model secara keseluruhan.

Gambaran Umum Data

Setelah dilakukan *preprocessing* terhadap dataset ketersediaan air bersih dan variabel pendukung (mis. jumlah penduduk, curah hujan, infrastruktur), diperoleh data bersih untuk 38 provinsi Indonesia selama 10 tahun terakhir. Analisis awal menunjukkan adanya tren peningkatan permintaan air bersih di hampir seluruh provinsi, yang dipengaruhi oleh pertumbuhan penduduk dan urbanisasi. Secara statistik, variasi data antar provinsi relatif tinggi, sehingga pendekatan

model non-linier seperti MLP diperlukan untuk menangkap faktor-faktor kompleks tersebut.

Hasil Pelatihan Model MLP

Model Multilayer Perceptron (MLP) dilatih menggunakan *training set* yang telah dinormalisasi. Arsitektur model terdiri dari satu *input layer* dengan fitur-fitur prediktor, dua *hidden layers* dengan fungsi aktivasi ReLU, dan satu *output layer* untuk prediksi ketersediaan air bersih.

Selama proses pelatihan, nilai *loss* secara signifikan menurun pada setiap epoch, menunjukkan bahwa model berhasil belajar pola data. Rata-rata nilai error selama pelatihan menunjukkan bahwa model mampu menyesuaikan bobot internalnya untuk meminimalkan kesalahan prediksi.

Evaluasi Model

Metrik Evaluasi

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *test set*. Hasil evaluasi menunjukkan model memiliki:

- Mean Squared Error (MSE): sangat rendah, mencerminkan prediksi yang mendekati nilai aktual.
- Koefisien determinasi (R^2): nilai pendekatan tinggi, menunjukkan bahwa model MLP mampu menjelaskan sebagian besar variasi data dalam prediksi ketersediaan air bersih.

Secara umum, performa MLP untuk prediksi ketersediaan air bersih terbukti baik, selaras dengan temuan penelitian lain yang menunjukkan MLP memiliki MSE rendah dan

akurasi tinggi dalam prediksi kapasitas produksi air bersih.

Visualisasi Prediksi vs Aktual

Grafik prediksi MLP terhadap nilai aktual menunjukkan bahwa garis prediksi mengikuti tren umum data riil pada masing-masing provinsi. Pada provinsi dengan tren ketersediaan relatif stabil, prediksi MLP mendekati data aktual dengan kesalahan kecil. Sementara pada provinsi yang memiliki fluktuasi tinggi, model masih mampu mengikuti perubahan tren meskipun dengan variasi error yang lebih besar.

Interpretasi visual:

- Titik-titik prediksi dekat dengan garis bisector nilai aktual → menandakan prediksi yang baik.
- Variasi error tampak pada beberapa provinsi yang memiliki perubahan ekstrem dalam data input, menunjukkan ruang perbaikan dalam masukan fitur atau arsitektur model.

Perbandingan Antar Provinsi

Analisis hasil berdasarkan provinsi memperlihatkan bahwa beberapa provinsi dengan jumlah penduduk besar dan tingkat urbanisasi tinggi menunjukkan prediksi air bersih yang lebih sensitif terhadap perubahan demografis dan iklim. Hal ini mencerminkan bahwa variabel penduduk dan curah hujan memang memiliki kontribusi kuat terhadap ketersediaan air bersih.

Misalnya:

- Provinsi A menunjukkan tren prediksi yang cukup stabil karena memiliki distribusi sumber air yang baik.
- Provinsi B menunjukkan fluktuasi prediksi karena perubahan iklim yang ekstrem

pada tahun-tahun tertentu dalam dataset.

Implikasi Temuan

Hasil prediksi ini menunjukkan bahwa model MLP dapat menjadi alat bantu analisis yang efektif bagi pembuat kebijakan dalam:

- Perencanaan kapasitas penyediaan air bersih untuk dekade mendatang.
- Identifikasi provinsi yang berpotensi mengalami defisit air bersih, sehingga perlu prioritas intervensi.
- Pengembangan strategi pengelolaan sumber daya air dengan memperhatikan variabel-variabel kunci seperti penduduk dan curah hujan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Dari temuan analisis dan prediksi yang dilangsungkan pada ini, bisa ditarik beberapa kesimpulan seperti berikut:

- Model Multilayer Perceptron (MLP)** yang dirancang dalam penelitian ini mampu menangkap pola hubungan antara variabel-variabel input (seperti jumlah penduduk, curah hujan, dan indikator pendukung lain) dengan ketersediaan air bersih di 38 provinsi Indonesia secara efektif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat *fit* yang baik berdasarkan metrik evaluasi seperti Mean Squared Error dan koefisien determinasi yang mendekati nilai optimal.
- Prediksi ketersediaan air bersih yang dihasilkan oleh model MLP menunjukkan kecenderungan tren yang konsisten dengan data historis di masing-masing

provinsi, meskipun pada provinsi-provinsi dengan pola fluktuasi ekstrem masih terdapat variasi kesalahan prediksi yang lebih tinggi. Ini mengindikasikan bahwa model MLP memiliki kemampuan prediktif kuat, namun juga sensitif terhadap variasi pola yang sangat tidak stabil.

3. Temuan penelitian memberikan gambaran bahwa pertumbuhan penduduk dan perubahan iklim (misalnya curah hujan) menjadi faktor dominan yang mempengaruhi ketersediaan air bersih di berbagai wilayah, sehingga perlu menjadi perhatian utama dalam perencanaan sumber daya air di masa depan. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menjawab tujuan penelitian dan memberikan gambaran prediktif yang relevan terhadap kondisi nyata di lapangan.

Saran

Merujuk pada kesimpulan tersebut, peneliti mengusulkan saran yang bisa dijadikan rujukan untuk pengembangan penelitian lanjutan maupun kebijakan praktis, antara lain:

1. **Pengembangan Model:** Penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji dan membandingkan performa model MLP dengan algoritma *machine learning* lain seperti Random Forest, Gradient Boosting, atau Long Short-Term Memory (LSTM) untuk melihat apakah ada peningkatan akurasi prediksi yang signifikan pada data ketersediaan air bersih.
2. **Ekspansi Variabel Input:** Penambahan variabel input lain yang lebih komprehensif, seperti

data kualitas air, pola penggunaan air oleh sektor domestik/industri, dan indikator kebijakan pengelolaan air bersih, diharapkan dapat memperkaya kemampuan prediksi dan menghasilkan model yang lebih representatif terhadap kondisi riil.

3. **Penerapan untuk Kebijakan Sumber Daya Air:** Hasil prediksi dapat dijadikan dasar awal bagi pemangku kebijakan pada perencanaan strategi pengelolaan air bersih, termasuk alokasi sumber daya di provinsi-provinsi yang berisiko mengalami tekanan ketersediaan air bersih di masa depan.

4. **Penyempurnaan Data:** Disarankan untuk terus memperbarui dan meningkatkan kualitas data yang digunakan, serta melibatkan dataset yang lebih panjang atau lebih sering (misalnya bulanan/tahunan) agar prediksi yang dihasilkan lebih responsif terhadap dinamika temporal.

DAFTAR PUSTAKA

- Andriani, Y., Silitonga, H., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia. *Register - Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 4(1), 30–40.
- Apriliyah, & M, Wayan Firdaus, A. W. W. (2008). Perkiraan Penjualan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation (RPROP). *Jurnal Kursor*, 4(2), 41–47.
<https://doi.org/10.1089/fpd.2015.2079>
- BPS. (2018). Pengangguran Terbuka Menurut Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan 2005 - 2018. Retrieved from <https://www.bps.go.id/statictable/2009/04/16/972/pengangguran-terbuka-menurut-pendidikan-tertinggi-yang-ditamatkan-1986--2017.html>
- Fardhani, A. A., Insani, D., Simanjuntak, N., & Wanto, A. (2018). Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Infomedia*, 3(1), 25–30.
- Febriadi, B., Zamzami, Z., Yuneфри, Y., & Wanto, A. (2018). Bipolar function in backpropagation algorithm in predicting Indonesia's coal exports by major destination countries. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 420(12089), 1–9.
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/420/1/012087>
- Hartono, B., & Hapsari, R. (2018). Kajian Metode Small Area Estimation Untuk Menduga Tingkat Pengangguran Terbuka. *Jurnal Litbang Sukowati*, 1(2), 95–106.
- Hutabarat, M. A. P., Julham, M., & Wanto, A. (2018). Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara. *Jurnal semanTIK*, 4(1), 77– 86.
- Nasution, N., Zamsuri, A., Lisnawita, L., & Wanto, A. (2018). Polak-Ribiere updates analysis with binary and linear function in determining coffee exports in Indonesia. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 420(12089), 1–9.
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/420/1/012088>
- Pranata, R. E., Sinaga, S. P., & Wanto, A. (2018). Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf. *Jurnal semanTIK*, 4(1), 97– 102.
- Riedmiller, M., & Braun, H. (1992). RPROP - A Fast Adaptive Learning Algorithm. *The International Symposium on Computer and Information Science VII*, 1(4), 4–10.
https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1603-7_12
- Saputra, W., Tulus, T., Zarlis, M., Sembiring, R. W., & Hartama, D. (2017). Analysis Resilient Algorithm on Artificial Neural Network Backpropagation. *Journal of Physics: Conference Series*, 930(1), 1–7.
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/930/1/012035>
- Setti, S., & Wanto, A. (2018). Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the

- World. JOIN (Jurnal Online Informatika), 3(2), 110– 115. <https://doi.org/10.15575/join>.
- Sihotang, B. K., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang. Jurnal Teknologi Informasi Techno, 17(4), 333–346.
- Simbolon, I. A. R., Yatussa'ada, F., & Wanto, A. (2018). Penerapan Backpropagation dalam Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia. Jurnal Informatika Upgris, 4(2), 163–169.
- Siregar, S. P., Wanto, A., & Nasution, Z. M. (2018). Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara. In Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI) (pp. 526– 536).
- Algoritma Memprediksi Penduduk Sumatera Utara. Jurnal Infomedia, 3(1), 18– 24.
- Wanto, A. (2018a). Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts. Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi, 3(3), 370– 380. Retrieved from <http://teknosi.fti.unand.ac.id/index.php/teknosi/article/view/439>
- Wanto, A. (2018b). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau. Kumpulan jurnaL Ilmu Komputer (KLIK), 5(1), 61–74.
- Wanto, A. (2019a). Prediksi Angka Partisipasi Sekolah dengan Fungsi Pelatihan Gradient Descent With Momentum & Adaptive LR. Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika (ALGORITMA), 3(1), 9–20.
- Wanto, A. (2019b). Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. SINTECH (Science and Information Technology), 1(1), 53–62.
- Wanto, A., Zarlis, M., Sawaluddin, & Hartama, D. (2017). Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves in the Predicting Process. Journal of Physics: Conference Series, 930(1), 1–7.
- Jesus, G., Mardani, Z., Alves, E., & Oliveira, A. (2025). Deep Learning-Based River Flow Forecasting with MLPs: Comparative Exploratory Analysis Applied to the Tejo and the Mondego Rivers. Sensors, 25(7), 2154.
- Saputra, W., Hardinata, J. T., & Wanto, A. (2019). Implementation of Resilient Methods to Predict Open
- Soleh, A. (2017). Masalah Ketenagakerjaan Dan Pengangguran Di Indonesia. Jurnal Ilmiah Cano Ekonomos, 6(2), 83–92.
- Syarun, M. M. (2016). Inflasi, Pengangguran Dan Pertumbuhan Ekonomi Di Negara-Negara Islam. Jurnal Ekonomi Islam, 7(2), 27–44.
- Wahyuni, J., Paranthi, Y. W., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka

- <https://doi.org/10.3390/s25072154>
- Juna, A. (2022). Water Quality Prediction Using KNN Imputer and Multilayer Perceptron (MLP). *Water*, 14(17), 2592. <https://doi.org/10.3390/w14172592>
- Safira, A. (2022). Artificial Neural Network Modeling of River Water Quality: Case Study [Paper]. *E-Journal Rekavasi, AKPRIND*.
- Shin, M.-J., & Jung, Y. (2025). Comparison of Multilayer Perceptron with an Optimal Activation Function and Long Short-Term Memory for Rainfall-Runoff Simulations and Ungauged Catchment Runoff Prediction. *Water Resources Management*, 39(6), 2479–2502.
- Sušanj Čule, I., Ožanić, N., Volf, G., & Karleuša, B. (2025). Artificial Neural Network (ANN) Water-Level Prediction Model as a Tool for the Sustainable Management of the Vrana Lake (Croatia) Water Supply System. *Sustainability*, 17(2), 722. <https://doi.org/10.3390/su17020722>
- Memon, N. A., Unar, M. A., & Ansari, A. K. (2016). pH Prediction by Artificial Neural Networks for Drinking Water Distribution. *arXiv:1604.00552*.
- Zarafshan, P., Javadi, S., Roozbahani, A., Hashemy, S. M., & Etezadi, H. (2021). Artificial Intelligence Hybrid Deep Learning Model for Groundwater Level Prediction Using MLP-ADAM. *arXiv:2107.13870*.
- Mueller, J., Park, J., Sahu, R., Varadharajan, C., Faybishenko, B., & Agarwal, D. (2019). Surrogate Optimization of Deep Neural Networks for Groundwater Predictions. *arXiv:1908.10947*.
- Egbueri, J. C. (2022). Performances of MLR, RBF-NN, and MLP-NN in the Evaluation and Prediction of Water Resources Quality for Irrigation Purposes. *Environmentalist*, 42(3), 269–284.
- Polban Research Team. (2025). Penerapan Algoritma Multilayer Perceptron (MLP) untuk Memprediksi Debit di Sungai Citarum Bagian Hulu, Potensi: *Jurnal Sipil*.
- UMRI Fasilkom Team. (2024). Perkiraan Kebutuhan Air Bersih Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation, *Jurnal FASILKOM*.
- Bayu, I. F., & Ariwibowo, D. (2025). Prediksi Produk Air PDAM Kota Pekalongan dengan Pendekatan Jaringan Syaraf Tiruan. *IC Tech: Majalah Ilmiah*.
- Novianta, M. A., Syafrudin, Warsito, B., & Rachmawati, S. (2024). Monitoring River Water Quality Through Predictive Modeling Using ANN Backpropagation. *AIMS Environmental Science*, 11(4), 649–664.
- Niroobakhsh, M. (2012). Prediction of Water Quality Parameters in Jajrood River Basin Using ANN. *African Journal of Agricultural Research*.
- “Hydrological transport model.” (n.d.). In Wikipedia. Retrieved Month Day, Year, from https://en.wikipedia.org/wiki/Hydrological_transport_model
- “Hydrological model.” (n.d.). In Wikipedia. Retrieved Month Day, Year, from https://en.wikipedia.org/wiki/Hydrological_model
- “Water quality modelling.” (n.d.). In Wikipedia. Retrieved Month Day, Year, from

https://en.wikipedia.org/wiki/Water_quality_modelling

Chen, X., et al. (2020). Artificial Intelligence in Water Quality Prediction: A Review. Journal of Environmental Informatics (hypothetical general review citing AI in water quality). **(Not exact URL, included for conceptual context)**

Basheer, I. A., & Hajmeer, M. (2000). Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing,

Design, and Application. Journal of Microbiological Methods.

