

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Artificial Neural Network (ANN)

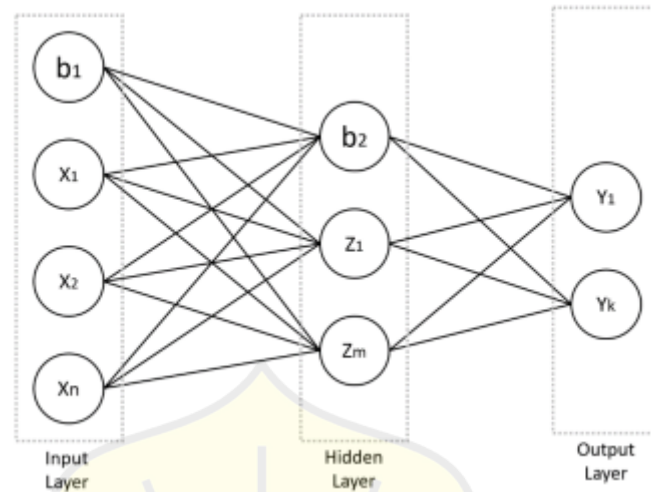
Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan adalah sistem komputasi yang meniru cara kerja otak manusia dalam memproses informasi. ANN terdiri dari sejumlah unit pemrosesan sederhana yang disebut neuron, yang saling terhubung dan bekerja secara paralel untuk memecahkan masalah tertentu (Kuncoro, Pardede, & Syahputra, 2024). Dalam konteks arsitektural, ANN umumnya terdiri dari tiga jenis lapisan utama, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer (Septasari & Aziz, 2024). Lapisan input berfungsi menerima data mentah yang akan diproses, di mana setiap neuron pada lapisan ini mewakili satu fitur dari data input. Data kemudian diteruskan ke lapisan tersembunyi yang melakukan pemrosesan utama menggunakan bobot dan fungsi aktivasi seperti sigmoid, tanh, maupun ReLU (Rectified Linear Unit). Selanjutnya, hasil pemrosesan diteruskan ke lapisan output yang akan menghasilkan prediksi akhir. Untuk kasus regresi seperti prediksi penjualan, neuron pada lapisan ini biasanya menggunakan fungsi aktivasi linear untuk menghasilkan nilai kontinu.

Cara kerja ANN melibatkan dua tahapan utama, yaitu forward propagation dan backpropagation. Pada tahap forward propagation, data input dikalikan dengan bobot dan ditambahkan dengan bias, lalu diproses menggunakan fungsi aktivasi hingga menghasilkan output. Setelah hasil prediksi diperoleh, tahap berikutnya adalah backpropagation, yang bertujuan memperbaiki kesalahan prediksi.

Salah satu keunggulan dari jaringan syaraf tiruan adalah kemampuannya dalam memanfaatkan data baru untuk memperoleh informasi, mengenali pola atau tren, serta melakukan prediksi terhadap pola yang belum pernah diajarkan sebelumnya selama pelatihan. Kemampuan ini dikenal dengan istilah generalisasi. (Alma Ula, Afdal, Zarnelly, & Permana, 2024). Kemampuan untuk mempelajari informasi dari data, menyesuaikan diri, serta meningkatkan performa seiring waktu melalui penambahan data pelatihan memungkinkan jaringan menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Tondayana & Prayogo, 2024).

2.2 Multi Layer Perceptron (MLP)

Multilayer Perceptron (MLP) adalah salah satu algoritma yang termasuk dalam Artificial Neural Network (ANN) dan banyak digunakan dalam bidang machine learning, khususnya untuk tugas-tugas klasifikasi dan prediksi. MLP terdiri atas beberapa lapisan neuron, meliputi lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, serta lapisan output, yang memungkinkan model mempelajari representasi fitur yang kompleks dan bersifat non-linear dari data (Daniel, Limas Ptr, & Ichsan, 2024).



Gambar 2.1 Arsitektur Multi Layer Perceptron (Fachrie & Wibowo, 2018)

Struktur dari sebuah Multilayer Perceptron (MLP), seperti yang diperlihatkan pada Gambar 2.1, terdiri atas tiga jenis lapisan neuron yang tersusun secara berurutan, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. Setiap lapisan ini memiliki sejumlah neuron yang terhubung satu sama lain dengan neuron-neuron di lapisan berikutnya (Fachrie & Wibowo, 2018).

Lapisan input pada MLP berfungsi untuk menerima nilai-nilai masukan yang akan diproses lebih lanjut. Sementara itu, lapisan tersembunyi (hidden layer) berperan sebagai perantara antara lapisan input dan lapisan output. Keberadaan hidden layer inilah yang memungkinkan MLP untuk mengklasifikasikan data yang bersifat tidak dapat dipisahkan secara linear (nonlinear separable). Setiap koneksi antar lapisan, yang digambarkan sebagai garis penghubung antar neuron, memiliki bobot tertentu semakin tinggi nilai bobot tersebut, semakin besar kemungkinan suatu informasi diteruskan ke neuron di lapisan berikutnya (Fachrie & Wibowo, 2018).

MLP memiliki kemampuan untuk mempelajari dan mengenali pola berdasarkan pengetahuan yang diperoleh melalui proses pelatihan yang dikenal sebagai Backpropagation. Selama proses pelatihan berlangsung, bobot-bobot jaringan (weights) yang menghubungkan neuron-neuron di setiap lapisan akan mengalami pembaruan. Setiap neuron pada lapisan tersembunyi (hidden layer) maupun lapisan output melakukan perhitungan untuk menghasilkan output dalam bentuk nilai aktivasi, yang dihitung menggunakan fungsi aktivasi sigmoid sesuai dengan rumus yang telah ditentukan (Fachrie & Wibowo, 2018).

Dalam penelitian oleh Afkar, Randa, dan Saputra (2024), MLP digunakan untuk memprediksi penjualan mobil Toyota di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MLP mampu menangkap pola kompleks dalam data historis penjualan, sehingga memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional.

Sementara itu, Wahyuni (2024) menerapkan MLP untuk klasifikasi penyakit daun tomat, dan menemukan bahwa pemilihan fungsi aktivasi yang tepat pada lapisan tersembunyi dapat meningkatkan akurasi model secara signifikan.

Selain itu, penelitian oleh Nugroho, Harjoko, dan Auzan (2023) menunjukkan bahwa kombinasi fitur konvolusi dengan MLP dapat meningkatkan kinerja klasifikasi eritrosit pada thalasemia minor. Mereka menemukan bahwa integrasi fitur konvolusi sebelum memasuki arsitektur MLP membantu dalam menangkap fitur penting dari data citra medis.

Penelitian oleh Ashuri, Cahyani, dan Aditya (2024) juga menunjukkan bahwa MLP dapat digunakan dalam sistem klasifikasi multimedia, seperti pada identifikasi penyakit stunting pada anak, dengan hasil yang cukup akurat meskipun data bersifat kompleks dan multidimensi.

Penelitian yang dilakukan oleh Safitri, Tanti, dan Wanayumini (2025) menerapkan algoritma MLP untuk memprediksi penjualan produk pada toko online dan memperoleh hasil yang sangat memuaskan. Model ini mampu mengolah pola data penjualan dengan baik dan memberikan tingkat kesalahan prediksi yang sangat rendah.

2.3 Prediksi Penjualan

Penerapan metode Artificial Neural Network (ANN) dalam proses prediksi penjualan menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan, terutama dalam konteks bisnis skala kecil dan menengah. ANN terbukti lebih unggul dibanding metode machine learning lainnya, seperti Random Forest dan AdaBoost, dalam memprediksi perilaku konsumen berdasarkan data historis, dengan hasil akurasi yang baik dan tingkat kesalahan yang rendah (Nugroho, Kurniawati, & Bhakti, 2022). Berdasarkan penelitian oleh Fadilah, Komarudin, dan Melina (2024), metode Artificial Neural Network (ANN) berhasil diterapkan untuk memprediksi volume penjualan obat. Hasilnya menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi prediksi sebesar 73,69% dan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 26,31%, mencerminkan kemampuan ANN dalam mengolah data penjualan dan menyesuaikan diri dengan kebutuhan analisis bisnis yang beragam.



Gambar 2.2 Aplikasi Prediksi Penjualan Kommo

Khusus pada varian arsitektur ANN seperti Multi Layer Perceptron (MLP), metode ini memberikan performa prediktif yang akurat dalam sektor otomotif. MLP mampu membantu perusahaan dalam merencanakan produksi dan strategi pemasaran secara lebih tepat berdasarkan hasil prediksi yang dihasilkan dari data penjualan sebelumnya (Afkar, Randa, & Saputra, 2024). Performa MLP yang andal dalam memetakan hubungan non-linier antara variabel-variabel penjualan menjadikannya alat yang esensial dalam manajemen bisnis modern.

Integrasi ANN dalam sistem Supply Chain Management (SCM) untuk UMKM memperlihatkan hasil prediktif yang lebih akurat dengan MAPE hanya sebesar 3,45%, jauh lebih baik dibanding metode regresi linier atau moving average, serta mampu mengoptimalkan distribusi produk dan manajemen stok (Prayitno, Iskandar, Subagyo, & Perdana, 2024).

Dari berbagai hasil studi tersebut, dapat disimpulkan bahwa ANN, termasuk arsitektur MLP-nya, serta pendekatan machine learning secara umum, memainkan peran krusial dalam membantu UMKM menghadapi tantangan prediksi permintaan dan efisiensi operasional. Keunggulan dalam memproses data historis secara non-linear menjadikan ANN solusi yang sangat relevan di era ekonomi digital saat ini.

2.4 Framework

Flask merupakan framework micro web berbasis Python yang memungkinkan pengembangan aplikasi secara ringan dan fleksibel karena tidak memaksakan struktur baku, sehingga pengembang memiliki kebebasan penuh dalam merancang arsitektur aplikasinya (Herawan & Ma'sum, 2024). Kelebihan utama Flask meliputi kemudahan penggunaan, performa ringan, dan kemampuan untuk dikustomisasi sesuai kebutuhan.

Flask merupakan sebuah web framework yang dikembangkan menggunakan bahasa Python dan termasuk dalam kategori microframework. Flask berperan sebagai fondasi untuk membangun aplikasi serta antarmuka web. Dengan memanfaatkan Flask bersama Python, pengembang dapat merancang web yang terstruktur serta mengelola perilaku web secara lebih efisien dan fleksibel (Azhari, 2022).

2.5 MySQL

MySQL adalah sistem basis data yang populer digunakan dalam pengembangan aplikasi web. Popularitasnya disebabkan oleh berbagai

keunggulan, seperti sifatnya yang gratis, kemudahan dalam pengelolaan data, tingkat keamanan yang baik, mudah diakses, dan berbagai kelebihan lainnya (Bahri, 2020).

MySQL berfungsi untuk menyimpan berbagai jenis data di dalam basis data, dan data tersebut dapat dimodifikasi sesuai kebutuhan. Proses manipulasi data ini mencakup penambahan, perubahan, serta penghapusan data yang terdapat dalam database (Bahri, 2020).

MySQL adalah sebuah RDBMS (Relational Database Management System), yaitu sistem manajemen basis data relasional yang menyimpan data dalam bentuk tabel-tabel terpisah, bukan dalam satu ruang penyimpanan besar. Pendekatan ini meningkatkan efisiensi dan fleksibilitas dalam pengelolaan data. MySQL juga bersifat open source, yang berarti siapa saja dapat menggunakan serta memodifikasi perangkat lunak ini secara bebas (Hartati, 2022).

2.6 Use Case

Use case diagram merupakan model hasil dari analisis perancangan sistem yang digunakan untuk menggambarkan kebutuhan sistem. Kebutuhan tersebut akan digunakan oleh pengguna, sehingga rancangan sistem dapat divisualisasikan dengan jelas (Susanti, Ummami, & Winarti, 2022).





Use case diagram merupakan representasi abstrak dari interaksi antara sistem dan aktor yang terlibat. Oleh karena itu, penting untuk menentukan tingkat abstraksi yang sesuai dengan kebutuhan sistem. Use case digunakan untuk menggambarkan pola interaksi umum antara admin dan pengguna dalam suatu

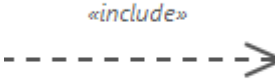

sistem melalui diagram yang menunjukkan bagaimana sistem tersebut digunakan (Alvayet & Barrichelo, 2022). Diagram ini juga menjadi dasar pembuatan desain antarmuka dan arsitektur sistem.

Use case diagram merupakan visualisasi dari interaksi antara pengguna (aktor) dengan sistem. Diagram ini memberikan gambaran yang jelas mengenai konteks suatu sistem, sehingga batas-batas sistem dapat terlihat dengan lebih terstruktur (Kurniawan, 2018).

Terdapat dua elemen utama yang harus ditampilkan dalam use case diagram, yaitu aktor dan use case. Aktor adalah entitas yang berinteraksi langsung dengan sistem, yang dapat berupa manusia (ditunjukkan berdasarkan perannya, bukan identitas pribadinya) maupun sistem komputer lainnya. Aktor digambarkan dengan simbol stickman dan diberi label kata benda di bawahnya untuk menunjukkan peran atau sistem yang diwakilinya. Aktor dapat dikategorikan sebagai aktor primer, yang memulai suatu use case, atau aktor sekunder, yang berperan mendukung jalannya use case. Sementara itu, use case digambarkan dengan bentuk elips yang di dalamnya memuat kata kerja aktif, merepresentasikan aktivitas dari sudut pandang aktor. Seorang aktor dapat terlibat dalam beberapa use case, dan sebaliknya, satu use case juga bisa dijalankan oleh lebih dari satu aktor (Ramdany et al., 2024). Berikut adalah beberapa komponen dalam Use Case Diagram antara lain :

Tabel 2.1 Komponen Diagram Use Case

Simbol	Keterangan
 <p data-bbox="507 651 592 685"><i>Actor</i></p>	<p data-bbox="751 416 1142 595">Pengguna sistem, baik itu manusia atau organisasi, yang berinteraksi dengan sistem.</p>
 <p data-bbox="480 1032 603 1066"><i>Use Case</i></p>	<p data-bbox="751 763 1182 1155">Mewakili fungsionalitas atau layanan yang ditawarkan oleh sistem kepada aktor. Setiap use case menggambarkan satu tujuan atau hasil yang ingin dicapai oleh aktor.</p>
 <p data-bbox="464 1480 619 1514">Association</p>	<p data-bbox="751 1229 1158 1547">Garis yang menghubungkan aktor dengan use case, menunjukkan bahwa aktor tersebut terlibat dalam use case tertentu.</p>
 <p data-bbox="448 1850 635 1883">Generalization</p>	<p data-bbox="751 1626 1182 1939">Menunjukkan hubungan pewarisan antara dua aktor atau use case, di mana satu elemen merupakan spesialisasi dari yang lain.</p>

 <p style="text-align: center;">Include</p>	<p>Menunjukkan bahwa satu use case selalu melibatkan use case lainnya, sehingga memperjelas ketergantungan antar fungsionalitas.</p>
 <p style="text-align: center;">Extend</p>	<p>Menunjukkan bahwa use case tertentu dapat diperluas oleh use case lain, tergantung pada kondisi tertentu</p>

2.7 Kajian Penelitian Terdahulu

2.7.1 Afkar, Randa, & Saputra (2024) – Prediksi Penjualan Mobil Toyota Menggunakan MLP

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah penjualan mobil Toyota di Indonesia, yang sangat penting dalam membantu perusahaan otomotif mengambil keputusan strategis berbasis data historis. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana memanfaatkan data penjualan bulanan dalam kurun waktu yang panjang (Januari 2011 hingga Mei 2023) untuk menghasilkan prediksi penjualan yang akurat di tengah dinamika pasar.

Untuk menyelesaikan tantangan tersebut, peneliti menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN), khususnya Multi-Layer Perceptron (MLP).

Model MLP dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola non-linear yang kompleks dari data time-series penjualan mobil. Arsitektur jaringan yang diuji terdiri dari tiga lapisan: satu input layer dengan 10 neuron, satu hidden layer dengan variasi neuron antara 10 hingga 15, dan satu output layer dengan 1 neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah ReLU dan optimizer Adam.

Dalam implementasinya, data dibagi menjadi data latih dan data uji, dengan 6 bulan terakhir sebagai data uji. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil terbaik diperoleh pada model 10-15-1, dengan nilai MAE sebesar 1879,29 dan MAPE sebesar 6,78%, yang dikategorikan sebagai prediksi sangat akurat.

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode MLP sangat efektif dalam menghasilkan prediksi penjualan mobil Toyota dengan akurasi tinggi, serta memberikan dasar yang kuat bagi pengambilan keputusan bisnis berbasis prediksi data historis.

2.7.2 Yusuf & Ariessanti (2025) – Prediksi Penjualan Pakaian Jadi Menggunakan Backpropagation

Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi tantangan dalam memprediksi penjualan pakaian jadi di industri garmen, khususnya di PT. Flex Indonesia. Permasalahan yang dihadapi meliputi fluktuasi permintaan, ketidakpastian data historis, dan pola penjualan yang tidak linier, yang menyebabkan kesulitan dalam pengelolaan stok dan perencanaan produksi.

Sebagai solusi, peneliti menggunakan pendekatan Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma Backpropagation. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola kompleks dari data penjualan dan meminimalkan kesalahan prediksi melalui proses pelatihan berulang. Arsitektur model yang digunakan terdiri dari 6 neuron input, 10 neuron hidden layer, dan 1 neuron output (model 6-10-1), yang dilatih dengan iterasi sebanyak 1000 kali.

Dataset yang digunakan mencakup data penjualan pakaian dari tahun 2018 hingga 2023, dengan proses normalisasi menggunakan fungsi sigmoid. Model diuji menggunakan data tahun 2021–2023. Evaluasi hasil prediksi dilakukan menggunakan Mean Squared Error (MSE), dan diperoleh nilai MSE terkecil sebesar 0.027, dengan tingkat akurasi model mencapai 92,5%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan backpropagation efektif dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan dapat digunakan untuk mendukung perencanaan produksi dan manajemen inventaris secara lebih efisien.

2.7.3 Mulyono & Nursalim (2023) – Prediksi Penjualan Barang Menggunakan Backpropagation

Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan prediksi penjualan harian barang-barang di swalayan, yang penting dalam menentukan strategi pemasaran dan pengelolaan stok. Tantangan utama yang dihadapi swalayan adalah ketidakpastian dalam permintaan harian, yang dapat menyebabkan kelebihan atau kekurangan stok dan berdampak langsung pada pelayanan serta keuntungan bisnis.

Peneliti menggunakan pendekatan Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma Backpropagation untuk menganalisis data time-series penjualan dari swalayan Al-Khairaat. Dataset terdiri dari 10 jenis barang dengan penjualan tertinggi selama tahun 2010. Penelitian ini menguji berbagai arsitektur jaringan (seperti 28-18-1, 23-18-1, dan 19-25-1) dengan fungsi aktivasi bipolar sigmoid, serta membandingkannya dengan fungsi aktivasi lain (sigmoid, hyperbolic tangent, dan semi-linier).

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE). Hasil terbaik ditunjukkan oleh arsitektur untuk produk Indomie Goreng Spesial dengan MSE sebesar 0.002772, yang menunjukkan tingkat akurasi sangat tinggi. Selain itu, model ANN dengan backpropagation terbukti lebih akurat dibandingkan metode lain seperti moving average dan trend analysis, berdasarkan perbandingan nilai MSE.

Hasil ini membuktikan bahwa model neural network dengan backpropagation sangat efektif dalam menangani prediksi penjualan berbasis rentang waktu dan dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan di sektor ritel.

2.7.4 Fadilah, Komarudin, & Melina (2024) – Prediksi Penjualan Obat Herbal Menggunakan ANN

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh permasalahan umum dalam pengelolaan stok obat herbal, khususnya overstock yang menyebabkan kerugian akibat obat yang kadaluarsa. Masalah lain adalah pencatatan manual stok yang menimbulkan

duplikasi dan kesalahan data. Oleh karena itu, diperlukan metode prediksi penjualan yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan dalam manajemen persediaan.

Peneliti menerapkan metode Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma Feedforward Propagation untuk memodelkan dan memprediksi penjualan obat berdasarkan data historis time-series. Data diambil dari Apotek Salis Derma Express dengan jumlah stok mencapai 97.511 unit selama periode 5 tahun. Data dibagi menjadi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, serta dilakukan preprocessing seperti normalisasi dan transformasi data.

Arsitektur ANN yang digunakan terdiri dari 12 neuron pada input layer, 2 neuron hidden layer, dan 1 neuron output, dengan learning rate 0.001 dan 1000 epoch. Hasil prediksi menunjukkan nilai MAPE sebesar 26,31% dan akurasi 73,69%, yang dianggap cukup baik dalam mendukung pengambilan keputusan stok obat.

Implementasi sistem dilakukan dalam bentuk aplikasi berbasis web menggunakan Python dan PHP, yang dilengkapi dengan antarmuka pengguna untuk mempermudah input dan analisis hasil prediksi. Penelitian ini membuktikan bahwa model ANN dapat digunakan sebagai solusi efektif dalam pengelolaan stok obat di sektor kesehatan, serta memberikan rekomendasi untuk pengembangan model yang lebih akurat pada penelitian selanjutnya.

2.7.5 Steven Sen, Dedy Sugiarto, & Abdul Rochman (2020) – Komparasi Metode (MLP) dan (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh pentingnya menjaga stabilitas harga beras sebagai komoditas pokok di Indonesia, khususnya di masa pandemi. Permasalahan utama yang dihadapi adalah fluktuasi harga beras yang signifikan setiap tahunnya, terutama pada awal dan akhir tahun, sehingga diperlukan metode peramalan yang akurat untuk mendukung ketahanan pangan nasional.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, para peneliti membandingkan dua pendekatan berbasis Artificial Neural Network, yakni Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM). Keduanya diterapkan pada data time series harga beras jenis IR-64 kualitas III yang dikumpulkan dari PT. Food Station selama periode 2016–2019.

Model MLP dibangun dengan arsitektur lima lapis (input, tiga hidden layers, dan satu output), sedangkan LSTM dirancang dengan satu input layer berbasis LSTM cell dan satu hidden layer. Kedua model dilatih menggunakan dataset yang telah dinormalisasi dengan metode min-max scaling. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) baik pada data pelatihan maupun pengujian.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan MLP, dengan nilai RMSE pada data pengujian sebesar 0.27 untuk LSTM dan 21.14 untuk MLP. LSTM mampu menangkap pola musiman dan fluktuasi harga secara lebih akurat, sementara MLP menunjukkan deviasi prediksi yang lebih besar terhadap data aktual. Peneliti menyimpulkan bahwa LSTM lebih cocok untuk prediksi data time series harga beras karena kemampuannya dalam

mengingat informasi jangka panjang dan menyesuaikan terhadap pola yang kompleks.

