

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Properti dan Spesifikasi Unit Sapphire Residence Tegal

Sistem informasi merupakan kombinasi dari teknologi informasi dan aktivitas orang yang menggunakan teknologi tersebut untuk mendukung operasi dan manajemen. Dalam penelitian ini, sistem yang dibangun berfungsi sebagai Sistem Pendukung Keputusan (SPK) yang membantu mengestimasi harga jual beli unit berdasarkan parameter teknis secara objektif. Sistem berbasis web ini menggunakan *framework Flask* untuk mengintegrasikan model cerdas ke dalam antarmuka yang dapat diakses oleh pengguna secara *real-time* [7].

2.1.2 Properti dan Spesifikasi Unit Sapphire Residence Tegal

Penentuan harga sebuah properti sangat bergantung pada variabel fisik dan lokasi. Dataset penelitian mencakup 564 unit yang tersebar di Tahap 3 dan Tahap 4 Sapphire Residence Tegal. Variabel input utama meliputi luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, dan jumlah kamar mandi. Selain itu, faktor posisi kavling seperti *Standard*, *Main Road*, *Hook* dan penambahan fitur keamanan modern berupa *Smart Door Lock* menjadi parameter penting yang membedakan nilai ekonomi antar unit [8].

2.1.3 *Artificial Neural Network (ANN) dan Multi-Layer Perceptron (MLP)*

Artificial Neural Network adalah model komputasi yang meniru cara kerja jaringan saraf biologis manusia untuk mengenali pola hubungan *non-linear* antar variabel. Arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Multi-Layer Perceptron* (MLP), yang terdiri dari lapisan input, lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output. MLP sangat efektif untuk tugas regresi seperti prediksi harga rumah karena kemampuannya dalam memetakan input kompleks (spesifikasi rumah) menjadi output numerik (harga) [9].

2.1.4 *Algoritma Optimasi*

Performa model ANN sangat dipengaruhi oleh pemilihan algoritma optimasi yang bertugas memperbarui bobot dan bias untuk meminimalkan nilai error [10]. Penelitian ini membandingkan tiga jenis *optimizer*:

1. Adam (*Adaptive Moment Estimation*): Menggabungkan keuntungan dari algoritma AdaGrad dan RMSProp untuk menangani data dengan *noise* yang tinggi.
2. SGD (*Stochastic Gradient Descent*): Melakukan pembaruan parameter untuk setiap contoh pelatihan, namun cenderung memerlukan iterasi yang sangat besar untuk mencapai konvergensi pada data properti.
3. L-BFGS (*Limited-memory Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno*): Sangat efisien untuk dataset berukuran kecil hingga menengah karena menggunakan aproksimasi *matriks Hessian* untuk konvergensi yang lebih cepat dibandingkan metode *gradient descent* orde pertama.

2.1.5 Evaluasi Model Regresi

Untuk mengukur keakuratan model prediksi regresi, digunakan dua metrik evaluasi utama:

1. R^2 Score (*Koefisien Determinasi*): Menunjukkan seberapa besar variasi pada harga jual dapat dijelaskan oleh model. Nilai mendekati 1 menandakan model mampu menjelaskan hampir seluruh variasi pada data target.
2. MAE (*Mean Absolute Error*): Menghitung rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. MAE memiliki satuan yang sama dengan variabel target (Rupiah) sehingga mudah diinterpretasikan secara langsung.

2.1.6 Analisis Kelayakan Kredit (DSR)

Sebagai bagian dari Sistem Pendukung Keputusan, analisis kelayakan kredit didasarkan pada *Debt Service Ratio* (DSR), yaitu perbandingan antara total kewajiban cicilan bulanan dengan penghasilan bersih calon debitur. Parameter yang diperhitungkan dalam analisis ini meliputi: pendapatan bulanan bersih pengguna, tenor atau jangka waktu kredit dalam bulan, uang muka (DP) yang dibayarkan, dan cicilan eksisting yang sudah berjalan. Rasio ideal yang diterapkan dalam sistem ini adalah maksimal 30% dari penghasilan bulanan, sehingga total cicilan KPR baru ditambah cicilan eksisting tidak melebihi batas tersebut [11].

2.1.7 Tahap Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan langkah sebelum data dimasukkan ke dalam model *Artificial Neural Network*. Salah satu teknik yang digunakan adalah *Label Encoding*, yaitu proses transformasi data kategori menjadi nilai numerik unik tanpa menghilangkan esensi informasinya. Hal ini dilakukan agar variabel non

numerik, seperti fitur keamanan atau letak blok, dapat diproses oleh jaringan saraf melalui operasi perkalian bobot dan bias secara akurat [12].

2.2 Penelitian Terdahulu

IMPLEMENTASI MODEL ARTIFICIAL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI HARGA RUMAH BERBASIS WEB SEBAGAI PENDUKUNG PENGAMBILAN KEPUTUSAN PADA SAPPHIRE RESIDENCE TEGAL

Tabel 2. 1 Matriks Literatur

No	Judul Penelitian	Nama Peneliti, Tahun, Index	Metode Penelitian	Hasil	Keunggulan dan Kelemahan	Perbandingan
1	Prediksi Harga Rumah Di Jabodetabek Menggunakan Metode <i>Artificial Neural Network</i> [11].	Hafizh dkk., 2024, ISSN: 2774-4345	<i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	Menghasilkan akurasi tinggi dengan MAE sebesar 0.209 dan MAPE 4.951% pada data Jabodetabek.	K: Model sangat fleksibel terhadap berbagai fitur input. L: Lokasi penelitian terlalu luas sehingga kurang spesifik untuk perumahan tertentu.	Penelitian ini fokus pada objek spesifik Sapphire Residence Tegal dengan data unit yang lebih homogen.

2	Komparasi Algoritma Machine Learning Dalam Memprediksi Harga Rumah [12].	Haryanto dkk., 2023, JATI	<i>Multiple Linear Regression & Random Forest</i>	<i>Random Forest</i> memberikan hasil prediksi yang lebih stabil dibanding regresi linear sederhana.	K: Melakukan komparasi antar algoritma. L: Tidak menggunakan ANN yang memiliki kemampuan pemetaan non-linear lebih baik.	Penelitian ini menggunakan ANN (MLP) yang lebih kompleks untuk menangani fitur non-linear seperti lokasi blok.
3	Analisis Perbandingan Prediksi Harga Rumah Dengan Random Forest, <i>Gradient Boosting</i> , dan XGBoost [13].	Sari & Prabowo, 2025, Intellect	<i>Random Forest, Gradient Boosting, & XGBoost</i>	Membuktikan bahwa algoritma <i>ensemble</i> efektif untuk data dengan variasi harga ekstrem di Yogyakarta.	K: Menggunakan algoritma <i>state-of-the-art</i> . L: Arsitektur model cenderung "black-box" dan sulit diinterpretasi secara manual.	Penelitian ini membandingkan <i>Optimizer</i> (Adam, SGD, L-BFGS) pada ANN untuk mencari efisiensi pelatihan terbaik.
4	Implementasi Decision Tree Untuk Prediksi Harga Rumah Di Daerah Tibet [14].	Saputra & Pratama, 2025, JOISM	Decision Tree	Mampu memvisualisasikan fitur penting dalam penentuan	K: Kemudahan interpretasi melalui visualisasi pohon keputusan. L: Rentan	Penelitian ini menggunakan Scaling Target dan ANN untuk menghindari <i>overfitting</i> dan

				harga rumah di Jakarta Selatan.	terhadap <i>overfitting</i> pada dataset kecil.	meningkatkan akurasi regresi
5	Perbandingan <i>Optimizer</i> Adam, RMSProp, dan SGD Dalam Prediksi Kepribadian [15].	Arianto & Nudin, 2025, JATI	Deep Learning (Adam, RMSProp, SGD)	RMSProp unggul dalam efisiensi waktu, namun Adam dan SGD tetap relevan untuk stabilitas akurasi.	K: Analisis mendalam pada perilaku <i>optimizer</i> . L: Objek penelitian bukan properti (klasifikasi kepribadian).	Penelitian ini mengadopsi perbandingan <i>Optimizer</i> serupa namun diterapkan khusus pada Regresi Harga Properti.
6	Implementasi Multisensor Pada Pengembangan Bisnis Properti Hunian Cerdas Berbasis IoT [16].	Yahya dkk., 2023, JESSI	IoT (Multisensor) & Kalla Smart Living	Pengembangan sistem hunian cerdas meningkatkan kenyamanan dan nilai jual properti.	K: Inovasi pada sisi teknologi fasilitas. L: Belum mengintegrasikan AI untuk prediksi harga jual secara otomatis.	Penelitian ini menjadikan fitur <i>Smart Door Lock</i> sebagai variabel input dalam prediksi harga berbasis ANN.
7	Analisis Prediksi Harga Rumah Sesuai Spesifikasi	Mu'tashim dkk., 2021	Multiple Linear Regression	Spesifikasi teknis seperti luas bangunan dan	K: Dasar teori regresi yang kuat. L: Kurang akurat jika terdapat	Penelitian ini menggunakan <i>Multi-Layer Perceptron</i>

	Menggunakan Multiple Linear Regression [17].			tanah berpengaruh signifikan terhadap harga.	hubungan non-linear antar variabel spesifikasi.	untuk menangkap hubungan non-linear antar fitur spesifikasi unit.
--	--	--	--	--	---	---

Berdasarkan kajian literatur di atas, penelitian ini memiliki kebaruan pada pengujian komparatif tiga *optimizer* (Adam, SGD, L-BFGS) secara bersamaan pada model *Artificial Neural Network* menggunakan dataset spesifik di Sapphire Residence Tegal. Lebih jauh, penelitian ini tidak berhenti pada evaluasi akurasi matematis, melainkan mengintegrasikan hasil prediksi tersebut ke dalam fitur analisis kelayakan finansial berbasis *Debt Service Ratio* (DSR) 30% yang seluruhnya diimplementasikan secara *end-to-end* dalam satu Sistem Pendukung Keputusan berbasis Web.