

**PENGEMBANGAN MODEL ALGORITMA *RANDOM FOREST*,
EXTREME GRADIENT BOOST, DAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
UNTUK PENILAIAN TANAH MASSAL BERBASIS BIDANG
MENGUNAKAN *HEDONIC PRICING MODELLING*
DI KOTA YOGYAKARTA**

SKRIPSI

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Memperoleh Sebutan Sarjana Terapan
di Bidang Pertanahan pada Program Studi Diploma IV Pertanahan



**Disusun Oleh :
REZA ARISKA
NIT. 22314212**

**KEMENTERIAN AGRARIA DAN TATA RUANG/
BADAN PERTANAHAN NASIONAL
POLITEKNIK AGRARIA STPN
PROGRAM STUDI DIPLOMA IV PERTANAHAN
YOGYAKARTA**

2026

ABSTRACT

Mass appraisal of land parcels is essential for supporting data-driven land policies, regional taxation, and spatial management. However, the conventional Hedonic Pricing Modelling (HPM) approach has limitations in capturing complex and nonlinear relationships among land value determinants. This study develops and compares the performance of Random Forest, Extreme Gradient Boosting (XGBoost), and Artificial Neural Network (ANN) models for parcel-based land value estimation using the HPM approach in Yogyakarta City. A quantitative approach was applied using 172 land parcels with variables representing physical characteristics, accessibility, location, environmental factors, and spatial planning attributes. The HPM model identified land area and frontage width as dominant factors, with an explanatory capability of $R^2 = 0.3731$. Machine learning models improved prediction performance, with Random Forest achieving $R^2 = 0.6858$ and MAE = 10.76, ANN achieving $R^2 = 0.5789$ and MAE = 16.25, and XGBoost providing the best performance with $R^2 = 0.7487$ and MAE = 9.85. XGBoost was identified as the most suitable model due to its ability to capture nonlinear patterns, provide stable predictions, and support parcel-based mass land valuation.

Keywords: Mass Land Valuation, Hedonic Pricing Modelling, XGBoost, Random Forest, Artificial Neural Network.

DAFTAR ISI

	Halaman
COVER.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	iii
MOTTO	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
PRA KATA.....	vi
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah.....	13
C. Tujuan dan Manfaat	13
D. Keaslian Penelitian.....	14
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI	35
A. Tinjauan Pustaka.....	35
B. Landasan Teori.....	40
1. Teori Nilai dan Penilaian.....	40
1) Pendekatan Penilaian	41
2) Sistem Penilaian.....	42
2. Teori Permintaan dan Teori Penawaran	43
1) Teori Permintaan.....	43
2) Teori Penawaran	44
3. Teori <i>Hedonic Pricing Modelling</i>	46
4. Teori Ekonomi Perkotaan dan Nilai Tanah.....	49
5. Teori Penilaian Nilai Tanah Massal Berbasis <i>Hedonic Pricing</i> dan GIS	51
6. Teori Hubungan Linear dan Non-Linear.....	54

7. Teori <i>Machine Learning</i> untuk Penilaian Nilai Tanah.....	56
1) Teori <i>Random Forest</i> untuk Penilaian Harga Properti	57
2) Teori XGBoost dalam Prediksi Harga Tanah	60
3) Teori <i>Artificial Neural Network</i> (ANN) dalam <i>Mass Appraisal</i>	63
4) Teori Variabel Penting dan Tidak Penting dalam <i>Machine Learning</i> untuk Penilaian Nilai Tanah	66
8. Teori Kriteria Evaluasi Model dan <i>Goodness-of-Fit</i>	69
1) <i>Mean Squared Error</i> (MSE)	70
2) <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE).....	71
3) <i>Mean Absolute Error</i> (MAE).....	71
4) R^2 (Koefisien Determinasi).....	72
9. RStudio.....	72
C. Bagan Alir/Kerangka Pemikiran Penelitian.....	74
D. Pertanyaan Penelitian.....	78
 BAB III METODE PENELITIAN.....	 80
A. Format Penelitian	80
B. Lokasi Penelitian.....	81
C. Populasi, Sampel, dan Teknik Pengambilan Sampel Penelitian.....	81
D. Kerangka Pikir Langkah Penelitian	84
E. Definisi Operasional Variabel Penelitian.....	86
F. Jenis, Teknik Pengumpulan dan Sumber Data Penelitian	96
G. Teknik Analisis Data.....	104
 BAB IV GAMBARAN UMUM WILAYAH PENELITIAN.....	 111
A. Geografis, Batas, dan Wilayah Kota Yogyakarta	111
B. Kependudukan dan Sosial dan Ekonomi Kota Yogyakarta.....	114
C. Kondisi Penggunaan Lahan Kota Yogyakarta	116
D. Karakteristik Pasar Tanah Kota Yogyakarta.....	119
 BAB V PEMBAHASAN	 121
A. Karakteristik Data Penelitian	121
1. Persiapan dan Pemeriksaan Data Penelitian.....	124
2. Analisis Distribusi Variabel Numerik	128
3. Deteksi <i>Outlier</i> Data Penelitian.....	131
4. Analisis Korelasi Antar Variabel Penelitian	133
B. Hasil Penilaian Tanah Menggunakan <i>Hedonic Pricing Modelling</i> Konvensional	137
1. Pembentukan Pemodelan <i>Linear Regression</i> HPM	137
2. Hasil Uji Asumsi Klasik Model	140
3. Hasil Estimasi Nilai Tanah.....	144
4. Evaluasi Model HPM	146
C. Pengembangan Model <i>Machine Learning</i>	147
1. Persiapan <i>dataset</i>	147

2. Evaluasi Kinerja Model <i>Random Forest</i> pada Data Pengujian.....	149
3. Evaluasi Kinerja Model XGBoost pada Data Pengujian	164
4. Evaluasi Kinerja Model <i>Artificial Neural Network</i> pada Data Pengujian.....	179
D. Evaluasi Kinerja Model	187
BAB VI PENUTUP	198
A. Kesimpulan	198
B. Saran	199
DAFTAR PUSTAKA	202
LAMPIRAN.....	216

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Tanah merupakan sumber daya ekonomi strategis yang memegang peran sentral dalam perencanaan tata ruang, perumusan kebijakan pertanahan, serta penetapan sistem perpajakan daerah yang berkeadilan (Surya dkk., 2020). Nilai tanah tidak hanya mencerminkan karakteristik fisik bidang tanah seperti luas dan bentuk, tetapi juga dipengaruhi secara kuat oleh faktor lokasi (Dede dkk., 2022), tingkat aksesibilitas (Surya dkk., 2020), dan kondisi sosial ekonomi wilayah sekitarnya (Surya dkk., 2021). Interaksi faktor-faktor tersebut membentuk variasi nilai tanah yang bersifat spasial dan menciptakan perbedaan harga antar lokasi dalam satu wilayah administrasi. Dalam konteks perkotaan, peningkatan intensitas aktivitas ekonomi dan pertumbuhan penduduk memicu perubahan penggunaan lahan serta fluktuasi nilai tanah yang signifikan dan berlangsung cepat (Handayani dkk., 2020).

Sejalan dengan meningkatnya kebutuhan akan data nilai tanah yang akurat dan terkini, pendekatan penilaian tanah massal atau *mass appraisal* menjadi semakin krusial dalam praktik administrasi pertanahan dan perpajakan. Penilaian massal memungkinkan estimasi nilai tanah dalam jumlah besar secara serentak dengan standar dan prosedur yang seragam. Pendekatan ini meningkatkan efisiensi waktu, biaya, dan sumber daya dibandingkan dengan penilaian individual yang bersifat parsial. Selain itu, konsistensi metode dalam penilaian massal membantu mengurangi disparitas nilai antar bidang tanah yang memiliki karakteristik serupa (Petrus dkk., 2020). Dengan demikian, penilaian tanah massal sangat relevan untuk pembaruan Zona Nilai Tanah dan pemutakhiran basis data PBB yang mencakup ribuan hingga jutaan bidang tanah (Saragih dkk., 2023).

Di Indonesia, menurut Fachruddin (2020), nilai tanah menjadi dasar utama dalam berbagai kebijakan publik, terutama dalam penetapan Pajak Bumi dan Bangunan (PBB), Bea Perolehan Hak atas Tanah dan Bangunan (BPHTB),

serta perencanaan pengadaan tanah untuk kepentingan umum. Nilai tanah yang akurat mendukung transparansi fiskal dan memastikan beban pajak terdistribusi secara proporsional antar wajib pajak. Ketepatan penilaian nilai tanah juga menentukan efektivitas pengambilan keputusan dalam pengelolaan aset negara dan pengendalian pemanfaatan ruang (Mabrurunnisa & Iskandar, 2021).

Seiring dengan berlakunya Undang-undang Republik Indonesia Nomor 1 Tahun 2022 tentang Hubungan Keuangan antara Pemerintah Pusat dan Pemerintahan Daerah, terdapat perubahan mendasar dalam pengaturan sumber penerimaan daerah dan pemungutan pajak atas tanah dan bangunan, yang sebelumnya diatur melalui UU PDRD. UU ini mengatur hubungan keuangan pusat-daerah yang mencakup pemberian kewenangan kepada daerah untuk memungut pajak dan retribusi daerah termasuk PBB-P2, yang berimplikasi pada dinamika pengelolaan nilai objek pajak tanah secara massal dalam konteks otonomi fiskal daerah. Pasal 40 ayat (1) dari undang-undang ini menyatakan bahwa dasar pengenaan PBB-P2 adalah Nilai Jual Objek Pajak (NJOP). NJOP adalah harga rata-rata yang diperoleh dari transaksi jual beli yang terjadi secara wajar, dan bilamana tidak terdapat transaksi jual beli, NJOP ditentukan melalui perbandingan harga dengan objek lain yang sejenis, atau nilai perolehan baru, atau NJOP pengganti. Pasal 46 ayat (1) dari undang-undang ini menyatakan bahwa dasar pengenaan BPHTB adalah nilai perolehan objek pajak (NPOP). NPOP ditetapkan dari harga transaksi untuk jual beli, nilai pasar serta harga transaksi yang tercantum dalam risalah lelang (UU No. 1 Tahun 2022).

Namun demikian, praktik penilaian tanah massal di Indonesia masih menghadapi berbagai permasalahan mendasar, terutama terkait keterbatasan metode konvensional yang masih banyak digunakan (Deviantari & Kurniawan, 2022). Metode tersebut umumnya bersifat linier, bergantung pada asumsi sederhana, dan hanya memanfaatkan variabel terbatas dalam proses estimasi nilai tanah. Pendekatan ini kurang mampu menangkap kompleksitas hubungan non linier serta interaksi dinamis antar faktor fisik, lokasi, dan sosial ekonomi.

Kondisi tersebut menyebabkan hasil penilaian kurang sensitif terhadap perubahan pasar dan perkembangan wilayah. Akibatnya, nilai PBB sering kali tidak diperbarui secara optimal dan belum sepenuhnya mencerminkan kondisi pasar aktual (Prasetyo dkk., 2025). Oleh karena itu, kualitas penilaian nilai tanah berpengaruh langsung terhadap keadilan fiskal dan keberhasilan kebijakan pertanahan yang dijalankan oleh Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional dan pemerintah daerah (E. Sari dkk., 2021).

Sejak diundangkannya Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 176 Tahun 2024 tentang Kementerian Agraria dan Tata Ruang, kementerian ini memiliki mandat menyelenggarakan urusan pemerintahan di bidang pertanahan termasuk survei dan pemetaan pertanahan serta pengelolaan data pertanahan yang akurat dan mutakhir untuk kebutuhan perencanaan dan kebijakan nasional. Peraturan ini memperkuat peran lembaga dalam menyusun kebijakan, memetakan, dan menyediakan informasi nilai tanah yang reflektif terhadap dinamika pasar nyata, karena penilaian tanah yang tidak akurat berpotensi menghasilkan disparitas nilai antar bidang tanah di wilayah yang sama (Perpres No. 176 Tahun 2024). Namun, dalam praktiknya tantangan tetap muncul terkait efektivitas penilaian dan estimasi nilai tanah yang adil, akurat, dan akuntabel, terutama untuk mendukung perencanaan fiskal dan pengambilan kebijakan pengelolaan aset daerah (Firman & Sendjaja, 2025).

Menurut Prasetyo dkk. (2021), keterbatasan sumber daya manusia, waktu, dan biaya menjadi kendala utama dalam pembaruan data nilai tanah secara berkala di tingkat pemerintah daerah. Kapasitas teknis penilai yang terbatas sering tidak sebanding dengan jumlah bidang tanah yang harus dinilai. Kondisi ini memaksa pemerintah daerah mengurangi frekuensi survei lapangan dan mengandalkan data lama. Akibatnya, penilaian tanah cenderung bersifat statis dan tertinggal dari dinamika pasar properti yang berkembang pesat. Situasi tersebut menghambat akurasi kebijakan fiskal dan pengelolaan pertanahan yang berbasis data aktual (Lasono & Diyono, 2024).

Seiring berkembangnya praktik penilaian tanah, *Standard on Automated Valuation Models (AVMs)* tahun 2018 menggariskan prinsip-prinsip dan tata

cara pengembangan model penilaian otomatis yang lebih sistematis, transparan, dan berbasis data statistik untuk menghasilkan estimasi nilai pasar yang andal dan dapat dipertanggungjawabkan, termasuk persyaratan pengumpulan data, spesifikasi model, kalibrasi, serta pengujian kualitas model (IAAO, 2018). Dalam konteks operasional di Indonesia, Standar Operasional Prosedur Internal (SOPI) Direktorat Penilaian Tanah menjabarkan langkah-langkah teknis penilaian tanah yang masih sering menggunakan pendekatan perbandingan harga pasar zonal sehingga menyebabkan nilai yang seragam antar bidang tanah yang sebenarnya memiliki karakteristik lokasi berbeda (Sidipurwanty dkk., 2020). Fenomena ini memperlihatkan bahwa pendekatan konvensional belum mampu menangkap heterogenitas spasial bidang tanah secara realistis, sehingga mendorong kebutuhan penelitian kuantitatif untuk mengembangkan model penilaian yang lebih canggih (Fauzi dkk., 2025).

Dalam menjawab tantangan tersebut, pendekatan ekonometrika melalui *Hedonic Pricing Model* (HPM) telah digunakan secara luas dalam kajian nilai tanah di berbagai konteks wilayah (Atsilah & Aditya, 2024). Model ini menempatkan nilai tanah sebagai hasil interaksi berbagai atribut yang melekat pada bidang tanah. Atribut tersebut meliputi karakteristik fisik, faktor lokasi, serta kondisi lingkungan yang memengaruhi preferensi pasar (Setiowati dkk., 2024). Pendekatan HPM memungkinkan pengukuran kontribusi masing-masing atribut terhadap nilai tanah secara kuantitatif dan terstruktur. Dengan keunggulan tersebut, HPM mampu memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor pembentuk nilai tanah dibandingkan pendekatan konvensional yang bersifat agregatif dan statis (Putri dkk., 2022).

HPM konvensional umumnya menggunakan regresi linier berganda untuk mengestimasi hubungan antara atribut tanah dan nilai yang dihasilkan (Putri dkk., 2022). Pendekatan ini relatif mudah diimplementasikan karena struktur modelnya sederhana dan parameter dapat diinterpretasikan secara langsung. Selain itu, regresi linier dalam HPM memiliki dasar teoritis yang kuat dalam kerangka ekonomi perkotaan dan teori nilai lahan. Kejelasan hubungan sebab akibat membuat model ini banyak digunakan oleh praktisi dan institusi

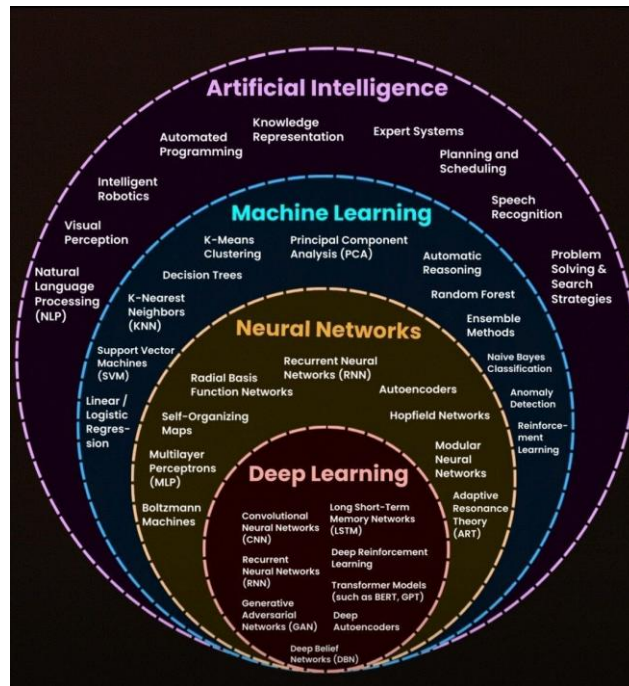
pemerintah. Oleh karena itu, HPM konvensional telah banyak diterapkan dalam penilaian tanah massal berbasis bidang di berbagai wilayah Indonesia (Atsilah & Aditya, 2024).

Meskipun demikian, menurut Bishop dkk. (2020), HPM konvensional memiliki keterbatasan dalam menangani hubungan non-linear dan interaksi kompleks antar variabel penentu nilai tanah. Baltagi (2015, sebagaimana dikutip dalam Baltagi, 2024) berpendapat bahwa model ini sangat bergantung pada asumsi linearitas yang sering tidak sesuai dengan pola empiris data pasar tanah. Selain itu, asumsi normalitas dan autokorelasi sulit dipenuhi karena data nilai tanah bersifat heterogen dan memiliki keterkaitan spasial yang kuat. Pelanggaran asumsi tersebut dapat menimbulkan bias parameter dan menurunkan kemampuan model dalam merepresentasikan kondisi nyata, sehingga berdampak pada rendahnya akurasi estimasi dan prediksi nilai tanah.

Perkembangan teknologi komputasi dan ketersediaan data spasial dalam skala besar membuka peluang penerapan pendekatan penilaian nilai tanah yang lebih adaptif. Pendekatan tersebut memanfaatkan algoritma *machine learning* yang mampu mengolah data dalam jumlah besar secara efisien. Metode ini dikenal mampu menangkap pola non-linear dan hubungan kompleks antar variabel yang sulit diidentifikasi oleh model konvensional (Yulianto, 2024). Selain itu, *machine learning* tidak bergantung pada asumsi statistik yang ketat sehingga lebih fleksibel dalam menghadapi karakteristik data yang heterogen (Noorihsan dkk., 2026). Kondisi ini menjadikan *machine learning* sebagai alternatif yang potensial untuk meningkatkan akurasi estimasi dan prediksi nilai tanah (Firman & Sendjaja, 2025).

Machine learning (ML) merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) yang berfokus pada kemampuan sistem komputer untuk belajar dari data dan mengenali pola tanpa harus diprogram secara eksplisit (Ling, 2023). Berbeda dengan sistem komputasi tradisional yang hanya mengikuti instruksi tetap, pendekatan ini memungkinkan komputer membangun aturan sendiri melalui proses pembelajaran dari data yang tersedia. Proses tersebut memanfaatkan berbagai algoritma matematika dan

statistik untuk menemukan hubungan antar variabel sehingga model dapat menghasilkan prediksi atau keputusan secara otomatis. Karena kemampuannya dalam mengolah data dalam jumlah besar dan mengidentifikasi pola yang kompleks, *machine learning* banyak diterapkan dalam berbagai bidang analisis data dan pemodelan prediktif (Wang dkk., 2020).



Sumber: Rachmawati, (2025).

Gambar 1. Hierarki *Artificial Intelligence*

Gambar 1. Hierarki *Artificial Intelligence* (AI) memperlihatkan hubungan hierarkis antara *Artificial Intelligence* (AI), *Machine Learning* (ML), *Neural Network* (NN), dan *Deep Learning* (DL). Keempat konsep tersebut sebenarnya saling berkaitan dan berada dalam satu struktur yang bertingkat. Masing-masing merepresentasikan lingkup teknologi yang berbeda sekaligus menunjukkan tingkat kompleksitas metode yang digunakan.

- 1) *Artificial Intelligence* (AI): Bidang ini mencakup berbagai pendekatan yang bertujuan membuat mesin mampu meniru kemampuan kognitif manusia, misalnya dalam pengambilan keputusan, pemecahan masalah, maupun proses belajar dari pengalaman.
- 2) *Machine Learning* (ML): Sebagai salah satu sub bidangnya AI, fokus utama ML adalah merancang algoritma yang dapat mempelajari pola dari

data dan secara bertahap meningkatkan kinerjanya tanpa harus diprogram secara eksplisit untuk setiap kondisi yang mungkin terjadi. Sistem yang menggunakan ML biasanya bekerja dengan memanfaatkan data historis untuk mengenali pola tertentu, lalu menggunakan pola tersebut sebagai dasar dalam membuat prediksi.

- 3) *Neural Network* (NN): Model ini terinspirasi dari cara kerja jaringan saraf biologis pada otak manusia. Strukturnya terdiri dari sejumlah neuron buatan yang tersusun dalam beberapa lapisan dan saling terhubung satu sama lain. Melalui hubungan tersebut, NN mampu mempelajari hubungan yang bersifat non-linear dalam data, sesuatu yang sering kali sulit ditangani oleh model statistik konvensional.
- 4) *Deep Learning* (DL): Merupakan pengembangan dari *neural network*. Pendekatan ini menggunakan arsitektur jaringan saraf dengan banyak lapisan tersembunyi atau *deep neural networks*. Dengan struktur yang lebih dalam, model *deep learning* mampu mengekstraksi fitur penting secara otomatis langsung dari data mentah. Pendekatan ini telah menunjukkan performa yang sangat baik dalam berbagai bidang, mulai dari pengenalan citra, pemrosesan bahasa alami, hingga analisis citra medis.

Melalui struktur hierarkis tersebut dapat dipahami bahwa setiap konsep berada dalam lingkup yang lebih besar. *Artificial intelligence* menjadi kerangka utama, diikuti oleh *machine learning*, kemudian *neural network*, dan pada tingkat yang lebih spesifik terdapat *deep learning*. Semakin dalam suatu metode berada dalam struktur tersebut, biasanya semakin kompleks pula teknik pemodelan yang digunakan. Pada saat yang sama, kemampuannya dalam mengenali pola data yang rumit juga cenderung meningkat, terutama ketika digunakan untuk tujuan prediksi maupun klasifikasi.

Dalam konteks penilaian tanah massal berbasis bidang, penggunaan *machine learning* memungkinkan proses estimasi nilai tanah dilakukan secara lebih cepat dan efisien. (Gautama dkk., 2025). Pendekatan ini mampu mengotomatisasi pengolahan data dalam jumlah besar tanpa ketergantungan

penyempurnaan pada survei lapangan yang intensif. Model yang dihasilkan dapat diperbarui secara berkala seiring masuknya data baru. Hal ini meningkatkan konsistensi dan ketepatan nilai tanah pada skala wilayah yang luas. (Firman & Sendjaja, 2025). Kondisi tersebut sangat relevan untuk mendukung kebutuhan BPN, pemerintah daerah, dan Direktorat Jenderal Pajak dalam melakukan pembaruan data nilai tanah secara berkala dan berkelanjutan.

Beberapa algoritma *machine learning* seperti *Random Forest*, *eXtreme Gradient Boosting/XGBoost* dan *Artificial Neural Network/ANN* telah banyak digunakan dalam pemodelan nilai tanah dan properti. Algoritma tersebut mampu mempelajari hubungan kompleks antar variabel input secara lebih fleksibel (Sari & Prabowo, 2025). *Random Forest* efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dan mengurangi risiko *overfitting* (Noorihsan dkk., 2026). Ekstensi model *boosting* seperti *XGBoost* menunjukkan performa baik pada data dengan variabilitas tinggi di konteks harga rumah/properti (Aqsha, 2025). ANN unggul dalam menangkap pola non-linear yang sulit dimodelkan secara eksplisit (Hafizh dkk., 2024). Berbagai penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini cenderung menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode regresi linier konvensional, terutama pada data dengan variabilitas tinggi.

Namun, sebagian besar praktik penilaian tanah di Indonesia masih didominasi oleh pendekatan HPM konvensional yang telah lama digunakan oleh institusi pemerintah (Prasetyo dkk., 2021). Pemanfaatan *machine learning* dalam penilaian tanah masih bersifat terbatas dan cenderung berada pada tahap uji coba penelitian. Keterbatasan regulasi, kapasitas teknis, dan kesiapan data menjadi faktor penghambat utama penerapannya (Choy & Ho, 2023). Akibatnya, potensi peningkatan akurasi dan efisiensi dari algoritma *machine learning* belum dimanfaatkan secara optimal. Integrasi antara kerangka teoritis HPM dengan kemampuan prediktif algoritma *machine learning* juga belum banyak diterapkan secara sistematis dalam skala operasional (Zhao, 2024).

Beberapa studi terdahulu telah mencoba membandingkan kinerja HPM konvensional dengan model berbasis *machine learning* dalam konteks

penilaian properti. Perbandingan tersebut umumnya menilai tingkat akurasi prediksi dan kemampuan generalisasi model. Hasil penelitian menunjukkan adanya peningkatan akurasi ketika menggunakan algoritma *machine learning* (Aqsha, 2025). Namun, sebagian besar studi masih berfokus pada penilaian bangunan atau properti secara umum. Penelitian yang secara spesifik mengkaji nilai tanah berbasis bidang masih relatif terbatas.

Selain itu, penelitian yang secara komprehensif membandingkan beberapa algoritma *machine learning* dalam satu kerangka HPM modern masih relatif terbatas (Ja'afar dkk., 2021). Sebagian besar studi hanya menguji satu atau dua algoritma tanpa evaluasi menyeluruh. Kondisi ini menyulitkan penentuan model yang paling sesuai untuk karakteristik data nilai tanah. Padahal, setiap algoritma memiliki mekanisme pembelajaran, sensitivitas parameter, dan tingkat kompleksitas yang berbeda (Moreno-Foronda dkk., 2025). Perbedaan tersebut menyebabkan kinerja model sangat bergantung pada struktur data dan konteks wilayah kajian.

Kota Yogyakarta merupakan contoh wilayah perkotaan dengan dinamika nilai tanah yang sangat tinggi dan fluktuatif. Peran Yogyakarta sebagai kota pendidikan, pariwisata, dan budaya mendorong konsentrasi aktivitas ekonomi dan sosial pada lokasi tertentu. Kondisi ini meningkatkan tekanan permintaan lahan secara berkelanjutan. Dampaknya terlihat pada perbedaan nilai tanah yang mencolok antar kawasan pusat dan pinggiran kota. Variasi nilai tanah tersebut bersifat tajam dan kompleks karena dipengaruhi oleh fungsi lahan, aksesibilitas, dan intensitas aktivitas wilayah (Radiansyah dkk., 2024).

Dalam penelitian Saleh & Yuniarti (2024), kondisi tersebut menjadikan Kota Yogyakarta sebagai laboratorium empiris yang relevan untuk menguji efektivitas berbagai pendekatan penilaian tanah massal berbasis bidang. Keragaman karakteristik wilayah dan intensitas aktivitas lahan menyediakan variasi data yang kaya untuk analisis. Lingkungan ini memungkinkan evaluasi kinerja model penilaian secara lebih objektif (Deviantari & Kurniawan, 2022). Ketepatan penilaian nilai tanah di wilayah ini sangat penting untuk mendukung perumusan kebijakan fiskal daerah yang adil. Selain itu, hasil penilaian yang

akurat juga berperan penting dalam mendukung perencanaan tata ruang yang berkelanjutan (Irbah dkk., 2025).

Hingga saat ini, penelitian mengenai penilaian tanah massal di Kota Yogyakarta masih didominasi oleh pendekatan statistik konvensional. Menurut Wei dkk.(2022a), pendekatan tersebut umumnya mengandalkan model linier dengan jumlah variabel yang terbatas. Kondisi ini membatasi kemampuan model dalam menangkap dinamika nilai tanah yang kompleks. Kajian yang mengintegrasikan HPM dengan algoritma *machine learning* dalam konteks lokal Yogyakarta masih relatif jarang. Keterbatasan tersebut tercermin dalam literatur ilmiah nasional yang belum banyak membahas penerapan model hibrida secara empiris (Fachrurrozi dkk., 2025).

Kesenjangan penelitian ini menunjukkan perlunya kajian yang lebih mendalam mengenai penerapan HPM modern berbasis *machine learning* dalam penilaian nilai tanah massal berbasis bidang. Pendekatan ini berpotensi mengatasi keterbatasan model konvensional dalam menangkap hubungan kompleks antar variabel (Wang dkk., 2025). Penelitian yang terstruktur dapat menguji kemampuan model dalam merepresentasikan dinamika pasar tanah secara lebih akurat. Hasil kajian diharapkan memberikan dasar empiris yang kuat bagi pengembangan metode penilaian yang lebih adaptif. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mampu memberikan bukti empiris mengenai peningkatan kinerja model dari sisi akurasi dan efisiensi (Noorihsan dkk., 2026).

Selain aspek akurasi, evaluasi kinerja model juga penting untuk menilai stabilitas dan konsistensi hasil penilaian nilai tanah. Menurut An dkk. (2025), model yang akurat tetapi tidak stabil berisiko menghasilkan estimasi yang bias pada kondisi data yang berbeda. Interpretabilitas atau kemampuan menjelaskan hasil juga menjadi faktor krusial dalam konteks kebijakan publik dan pengambilan keputusan. Integrasi HPM dengan *machine learning* perlu tetap mempertimbangkan kerangka teoritis ekonomi agar hubungan antar variabel tetap rasional. Dengan demikian, hasil model tidak hanya bersifat prediktif,

tetapi juga dapat dijelaskan secara ilmiah dan dapat dipertanggungjawabkan (Wei dkk., 2022).

Kolaborasi antara pendekatan HPM konvensional dan algoritma *machine learning* menjadi sangat relevan untuk dikembangkan dalam konteks penilaian tanah massal. Integrasi ini menggabungkan kekuatan kerangka teoritis ekonomi dengan kemampuan komputasi yang adaptif. Pendekatan tersebut memungkinkan pemodelan hubungan nilai tanah yang lebih fleksibel dan realistis (Firman & Sendjaja, 2025). Transformasi ini mendorong pergeseran dari HPM tradisional menuju HPM modern yang mampu merespons kompleksitas data perkotaan. Pendekatan hibrida ini dinilai lebih sesuai untuk menghadapi dinamika nilai tanah yang cepat dan heterogen (Gorjian, 2025).

Dalam Deng & Zhang (2025), pengembangan model penilaian tanah massal berbasis bidang yang mengintegrasikan *machine learning* diharapkan dapat mengatasi berbagai keterbatasan metode konvensional yang selama ini digunakan. Pendekatan ini memungkinkan pemrosesan data dalam jumlah besar secara otomatis dan konsisten. Model yang dihasilkan mampu menyesuaikan diri dengan pola data yang kompleks dan dinamis. Selain itu, integrasi *machine learning* berpotensi mengurangi ketergantungan pada survei lapangan yang memerlukan waktu dan biaya besar (Yulianto, 2024). Dengan demikian, model ini diharapkan dapat meningkatkan kecepatan proses penilaian sekaligus menghasilkan estimasi nilai tanah yang lebih akurat dan andal.

Dari sisi kebijakan, penerapan model ini dapat mendukung pembaruan data PBB dan Zona Nilai Tanah secara lebih objektif dan transparan (Mulyadina & Damayanti, 2025). Model berbasis data mampu mengurangi subjektivitas dalam proses penilaian yang selama ini sering menjadi sorotan. Hasil penilaian yang konsisten juga memperkuat legitimasi kebijakan fiskal di tingkat daerah (Vivekananda dkk., 2026). Selain itu, ketersediaan data nilai tanah yang mutakhir mempermudah sinkronisasi antar lembaga terkait. Hal ini sejalan dengan kebutuhan reformasi administrasi pertanahan dan perpajakan yang berbasis data serta teknologi informasi (Kinanti dkk., 2025)

Secara teoretis, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan literatur mengenai HPM dengan memperluas penerapannya ke dalam ranah *machine learning*. Dalam Tarasov & Dessoulavy-Śliwiński (2024), Integrasi ini mendorong pergeseran paradigma dari pendekatan linier klasik menuju pemodelan yang lebih adaptif. Kerangka HPM tetap berperan sebagai landasan teoritis dalam menjelaskan pembentukan nilai tanah. Sementara itu, *machine learning* memperkuat kemampuan analitis dalam menangkap hubungan kompleks antar variabel (Maselli & Nesticò, 2025). Oleh karena itu, integrasi ini diharapkan mampu memperkaya pendekatan analitis dalam studi nilai tanah dan ekonomi perkotaan di Indonesia

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat menjadi acuan bagi BPN, pemerintah daerah, dan instansi terkait dalam merancang sistem penilaian tanah massal berbasis bidang yang lebih modern dan berkelanjutan. Model yang diusulkan memberikan kerangka kerja teknis yang dapat diimplementasikan pada skala operasional. Pendekatan ini membantu meningkatkan efisiensi proses penilaian tanpa mengorbankan kualitas hasil sebagaimana dalam penelitian Firman & Sendjaja, 2025. Model yang dihasilkan juga bersifat fleksibel terhadap pembaruan data dan perubahan kondisi wilayah (Jafary dkk., 2024). Oleh karena itu, model ini diharapkan dapat digunakan baik untuk penilaian awal maupun pembaruan data nilai tanah secara periodik.

Oleh karena itu, tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan dan membandingkan kinerja model penilaian tanah massal berbasis bidang dengan menggunakan pendekatan HPM konvensional dan HPM modern berbasis algoritma *machine learning* di Kota Yogyakarta. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat teoretis melalui penguatan dan pengembangan kerangka HPM modern, serta manfaat praktis sebagai dasar pengambilan keputusan yang lebih akurat dalam pengelolaan pertanahan dan perpajakan daerah.

B. Rumusan Masalah

Untuk dapat menjawab permasalahan yang telah diuraikan dalam latar belakang diatas, maka terdapat tiga rumusan masalah yang telah dibuat oleh peneliti. Rumusan masalah tersebut adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana hasil penilaian tanah massal berbasis bidang tanah menggunakan *Hedonic Pricing Modelling* konvensional di Kota Yogyakarta?
2. Bagaimana model algoritma *Random Forest*, *eXtreme Gradient Boosting*/XGBoost dan *Artificial Neural Network*/ANN harus dirancang pada *software Rstudio* sehingga dapat digunakan untuk penilaian tanah massal berbasis bidang menggunakan pendekatan *Hedonic Pricing Modelling* di Kota Yogyakarta?
3. Bagaimana tingkat kecocokan (*goodness of fit*) kinerja algoritma *Random Forest*, *eXtreme Gradient Boosting*/XGBoost dan *Artificial Neural Network*/ANN pada *software Rstudio* dalam menghasilkan nilai tanah terestimasi menggunakan pendekatan penilaian *Hedonic Pricing Modelling* di Kota Yogyakarta?

C. Tujuan dan Manfaat

1. Tujuan Penelitian
 - a. Mengetahui hasil penilaian tanah massal berbasis bidang tanah menggunakan *Hedonic Pricing Modelling* konvensional di Kota Yogyakarta.
 - b. Membuat rancangan model algoritma *Random Forest*, *XGBoost* dan *ANN* pada *software Rstudio* dapat digunakan untuk penilaian tanah massal berbasis bidang menggunakan pendekatan *Hedonic Pricing Modelling* di Kota Yogyakarta.
 - c. Menguji tingkat kelogisan kinerja (*goodness of fit*) algoritma *Random Forest*, *XGBoost* dan *ANN* pada *software Rstudio* dalam menghasilkan nilai tanah terestimasi menggunakan pendekatan penilaian *Hedonic Pricing Modelling* di Kota Yogyakarta.

2. Manfaat penelitian

Manfaat penelitian ini terbagi menjadi dua yaitu manfaat teoritis dan manfaat praktis. Berikut ini penjelasan lebih lanjut mengenai manfaat penelitian

a. Manfaat Teoritis

- a) Kontribusi terhadap pengembangan *Hedonic Pricing Modelling* berbasis *machine learning*.
- b) Pengayaan literatur penilaian nilai tanah dalam konteks perkotaan Indonesia.

b. Manfaat Praktis

- a) Bahan pertimbangan bagi pemerintah daerah dalam penetapan NJOP dan kebijakan pertanahan.
- b) Referensi bagi praktisi penilai properti dan perencana wilayah.

D. Keaslian Penelitian

Penelitian mengenai pengembangan model prediksi penilaian nilai tanah berbasis *machine learning* telah banyak dilakukan pada tahun-tahun sebelumnya di berbagai wilayah, baik pada skala kota maupun kabupaten. Penelitian-penelitian tersebut umumnya memanfaatkan pendekatan kuantitatif dengan pengolahan data pasar tanah dan properti. Berbagai algoritma, seperti *Random Forest*, *XGBoost* dan *Artificial Neural Network* (ANN), digunakan untuk menangkap hubungan kompleks antar karakteristik tanah. Pendekatan *Hedonic Pricing Modelling* menjadi kerangka utama dalam menjelaskan pembentukan nilai tanah berdasarkan atribut fisik, lokasi dan sosial ekonomi. Setiap penelitian memiliki fokus, variabel dan tujuan yang berbeda sesuai dengan karakteristik wilayah dan ketersediaan data yang digunakan.

Pada subbab keaslian penelitian disajikan mengenai beberapa perbandingan diantaranya nama peneliti, tahun, judul, tujuan, metode, hasil, serta perbedaan dengan penelitian yang akan dilaksanakan peneliti dengan tujuan melakukan perbandingan antara penelitian yang dilaksanakan peneliti dengan penelitian dahulu.

Penelitian mengenai penilaian nilai tanah dan properti menunjukkan bahwa *Hedonic Pricing Model* (HPM) merupakan pendekatan klasik yang paling banyak digunakan untuk mengidentifikasi pengaruh karakteristik fisik, lokasi, dan lingkungan terhadap nilai tanah atau harga properti (Gorjian, 2025; Zaki dkk., 2022). Model ini efektif dalam menjelaskan hubungan linier antar variabel ekonomi, namun memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non linier dan interaksi kompleks antar atribut lahan yang sering dijumpai dalam data spasial perkotaan (An dkk., 2025; Moreno-Foronda dkk., 2025)

Dalam konteks Indonesia, HPM masih menjadi pendekatan dominan dalam analisis nilai tanah, terutama untuk mengidentifikasi faktor lokasi, aksesibilitas, dan karakteristik lingkungan yang memengaruhi nilai lahan (Atsilah & Aditya, 2024; Shabrina dkk., 2025). Meskipun demikian, beberapa penelitian menunjukkan bahwa akurasi HPM relatif menurun ketika dihadapkan pada heterogenitas data spasial yang tinggi dan pola hubungan yang tidak linier, sehingga memerlukan pendekatan pemodelan yang lebih adaptif (Yulianto, 2024).

Perkembangan *machine learning* (ML) mendorong pergeseran metode penilaian nilai tanah dan properti dari regresi linier konvensional menuju algoritma non linier. Berbagai penelitian membuktikan bahwa algoritma *Random Forest* (RF) mampu meningkatkan akurasi prediksi nilai tanah dan properti dibandingkan HPM tradisional, ditunjukkan melalui peningkatan nilai koefisien determinasi (R^2) dan penurunan nilai kesalahan prediksi (MAPE dan RMSE) (Noorihsan dkk., 2026; Yulianto, 2024). RF dinilai unggul dalam menangani multikolinearitas dan variabel dengan hubungan kompleks.

Selain RF, algoritma *XGBoost* dilaporkan memiliki performa yang lebih konsisten dan akurat dalam beberapa penelitian, khususnya pada *dataset* berskala besar dengan variabel yang heterogen (Sari & Prabowo, 2025; Zaki dkk., 2022). *XGBoost* mampu meminimalkan kesalahan prediksi melalui mekanisme *boosting* dan regularisasi, sehingga sering menghasilkan nilai RMSE yang lebih rendah dibandingkan RF maupun regresi linier.

Sementara itu, penerapan *Artificial Neural Network* (ANN) dalam penilaian nilai tanah dan properti masih relatif terbatas, khususnya di Indonesia. Beberapa penelitian internasional menunjukkan bahwa ANN memiliki kemampuan tinggi dalam menangkap pola nonlinier dan menghasilkan akurasi prediksi yang baik, namun menghadapi kendala utama pada aspek interpretabilitas model (Firman & Sendjaja, 2025; Sriram dkk., 2025). Keterbatasan ini menjadi alasan mengapa ANN jarang digunakan secara mandiri dalam konteks kebijakan pertanahan.

Sejumlah penelitian terbaru merekomendasikan pendekatan hibrida, yaitu mengombinasikan HPM untuk menjaga interpretasi ekonomi variabel dengan *machine learning* untuk meningkatkan akurasi prediksi (Atsilah & Aditya, 2024). Pendekatan ini dinilai mampu menjembatani kelemahan HPM yang bersifat linier dan keunggulan ML yang adaptif, sehingga menghasilkan model penilaian nilai tanah yang lebih akurat, transparan, dan aplikatif dalam perencanaan wilayah serta kebijakan pertanahan.

HPM unggul dalam menjelaskan faktor-faktor penentu nilai tanah secara ekonomis, sebagaimana ditunjukkan oleh Putri dkk. (2024), dan Amalia dkk. (2024), tetapi memiliki keterbatasan dalam akurasi prediksi akibat asumsi linearitas. Sebaliknya, pendekatan *machine learning*, khususnya *Random Forest* pada penelitian Warjiyono dkk. (2024), terbukti lebih akurat dalam prediksi harga properti, namun kurang menekankan interpretabilitas ekonomi. Penelitian Saiful dkk. (2021), berada di antara kedua pendekatan tersebut karena telah memanfaatkan *machine learning*, tetapi masih menggunakan algoritma regresi linier yang belum sepenuhnya mengatasi keterbatasan HPM tradisional.

Tabel 1. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti dan Judul Penelitian	Tujuan Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Perbedaan
1.	Zaki dkk., (2022). <i>House Price Prediction Using Hedonic Pricing Model and Machine Learning Techniques</i>	Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM) tradisional dengan pendekatan <i>machine learning</i> , khususnya <i>XGBoost</i> , dalam memprediksi harga rumah, guna mengidentifikasi metode yang memiliki tingkat akurasi prediksi lebih tinggi dalam konteks penilaian properti.	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan membangun dan membandingkan model HPM klasik dan model <i>machine learning XGBoost</i> berdasarkan evaluasi akurasi prediksi harga rumah.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model <i>XGBoost</i> secara signifikan mengungguli HPM tradisional dalam hal akurasi prediksi harga rumah, yang mengindikasikan bahwa metode <i>machine learning</i> mampu menangkap hubungan nonlinier dan kompleks antar variabel properti yang tidak dapat dimodelkan secara optimal oleh pendekatan ekonometrika klasik.	1. Penelitian ini hanya membandingkan HPM dengan satu <i>algoritma machine learning XGBoost</i>, sedangkan penelitian yang akan dilakukan mengembangkan dan membandingkan beberapa <i>algoritma machine learning</i>, yaitu <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i> dan ANN. 2. Objek penelitian ini berfokus pada harga rumah secara umum, sementara penelitian yang akan dilakukan secara spesifik menargetkan prediksi nilai tanah berbasis penilaian properti di wilayah perkotaan. 3. Penelitian yang akan dilakukan menekankan integrasi HPM sebagai

					dasar konseptual dalam pengembangan model <i>machine learning</i> untuk konteks lokal Kota Yogyakarta, sedangkan penelitian penelitian ini tidak secara eksplisit mengkaji aspek spasial dan karakteristik lokal wilayah tertentu.
2.	Atsilah & Muhammad, (2024) Penerapan Metode <i>Hedonic Price Modeling</i> dan Model Kota LoD 1 dalam Penilaian Tanah dan Properti sebagai Dasar Pengenaan Pajak	Penelitian ini bertujuan menguji penerapan <i>Hedonic Price Modeling</i> (HPM) yang dikembangkan dengan memasukkan variabel 3D (tinggi dan volume bangunan serta atribut spasial lain) untuk menghasilkan estimasi NJOP yang akurat sebagai dasar pengenaan PBB, sekaligus memvisualisasikan pola distribusi kelas	Metode menggabungkan pengumpulan data NJOP dan atribut lokasi/fisik/lingkungan, ekstraksi variabel 3D (dari OSM/DEM), pelatihan model regresi berganda (HPM) dengan pendekatan <i>machine-learning</i> (train/test 80/20), evaluasi (R^2 , VIF) dan validasi uji independen t terhadap sampel pasar, lalu penyajian	Hasil menunjukkan model HPM 3D mampu menjelaskan proporsi variabilitas NJOP yang tinggi ($R^2 \approx 0.7$ untuk bumi, 0.8 untuk bangunan) tanpa indikasi multikolinearitas serius ($VIF < 10$), koefisien menyorot elevasi, luas dan tinggi/volume bangunan sebagai penentu utama, validasi statistik (uji t) menunjukkan tidak ada perbedaan	1. Penelitian ini menekankan penjelasan determinan dan integrasi faktor 3D ke dalam HPM untuk tujuan perpajakan (NJOP/PBB) dan visualisasi LoD-1; penelitian Anda lebih menekankan prediksi otomatis/akurasi di level parcel menggunakan kombinasi ML (RF, XGBoost, ANN) sebagai model prediktif dibandingkan terhadap HPM. 2. Penelitian ini memakai regresi berganda HPM yang relatif transparan +

		PBB pada model kota LoD-1 agar pemangku kepentingan dapat memahami pengaruh faktor 3D terhadap nilai tanah dan kebijakan pajak.	hasil dalam model kota LoD-1.	signifikan antara NJOP estimasi dan nilai pasar sampel, dan pemetaan LoD-1 efektif menampilkan pola spasial PBB sehingga model berguna untuk kebijakan perpajakan dan perencanaan.	visualisasi 3D; sedangkan penelitian penulis akan memakai algoritma <i>machine learning</i> dan HPM. 3. Penelitian ini menggunakan validasi statistik tradisional (uji t, R^2 , VIF) dan generalisasi ke seluruh objek studi untuk menghitung PBB; penelitian penulis menambahkan validasi spasial/temporal (spatial CV), <i>metrik robust</i> (MAE/MSE/ R^2) serta analisis penerapan kebijakan untuk memastikan model ML dapat diadopsi dalam mekanisme NJOP/PBB
3.	Yulianto (2024). Model Penilaian Tanah Massal Berbasis Bidang Tanah Menggunakan Algoritma <i>Random</i>	Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model penilaian tanah massal menggunakan algoritma <i>Random</i>	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan membangun model <i>Random Forest</i> yang dioptimalkan melalui	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model <i>Random Forest</i> menghasilkan kinerja prediksi yang cukup baik dengan nilai koefisien determinasi	1. Penelitian ini hanya menggunakan satu algoritma <i>machine learning</i> , yaitu <i>Random Forest</i> , sedangkan penelitian yang akan dilakukan membandingkan

	<i>Forest</i> di Kota Surakarta	<i>Forest</i> guna memperoleh estimasi nilai tanah yang lebih akurat dan layak digunakan sebagai alternatif pendekatan penilaian konvensional dalam konteks administrasi pertanahan perkotaan	proses <i>tuning hyperparameter</i> serta dievaluasi menggunakan metrik kinerja statistik	(R ²) sebesar 82,96% dan nilai <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) sebesar 26,83%, yang mengindikasikan bahwa pendekatan <i>machine learning</i> layak diterapkan dalam penilaian tanah massal di wilayah perkotaan	beberapa algoritma, yaitu <i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i> , dan ANN. 2. Penelitian ini berfokus pada pengembangan model <i>machine learning</i> tanpa integrasi eksplisit dengan kerangka konseptual <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM), sementara penelitian yang akan dilakukan menggunakan HPM sebagai dasar konseptual pemilihan variabel. 3. Lokasi penelitian ini berada di Kota Surakarta, sedangkan penelitian yang akan dilakukan difokuskan pada Kota Yogyakarta dengan mempertimbangkan karakteristik pasar tanah dan kondisi spasial yang berbeda.
4.	Sari & Prabowo, (2025)	Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan	Penelitian ini menggunakan pendekatan	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model <i>XGBoost</i>	1. Penelitian ini berfokus pada prediksi harga rumah, sedangkan penelitian yang

	Analisis Perbandingan Prediksi Harga Rumah Dengan <i>Random Forest</i>, <i>Gradient Boosting</i>, dan <i>XGBoost</i>	kinerja tiga algoritma <i>machine learning</i>, yaitu <i>Random Forest</i>, <i>Gradient Boosting</i>, dan <i>XGBoost</i>, dalam memprediksi harga rumah, guna menentukan model yang paling akurat dan andal untuk konteks pasar properti di wilayah Yogyakarta.	kuantitatif dengan membangun dan mengevaluasi tiga model <i>machine learning</i> (RF, <i>Gradient Boosting</i>, dan <i>XGBoost</i>) berdasarkan metrik <i>Mean Squared Error</i> (MSE) dan koefisien determinasi (R^2).	memberikan performa prediksi terbaik dibandingkan <i>Random Forest</i> dan <i>Gradient Boosting</i>, yang ditunjukkan oleh nilai MSE yang lebih rendah dan R^2 yang lebih tinggi, sehingga menegaskan keunggulan algoritma <i>boosting</i> dalam menangkap pola kompleks pada data harga rumah di Kota Yogyakarta.	akan dilakukan menitikberatkan pada prediksi nilai tanah sebagai objek penilaian pertanahan. 2. Penelitian ini tidak mengintegrasikan kerangka konseptual <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM) dalam pemilihan dan pengelompokan variabel, sementara penelitian yang akan dilakukan secara eksplisit menggunakan HPM sebagai dasar konseptual pengembangan model. 3. Penelitian ini belum memasukkan algoritma <i>Artificial Neural Network</i> (ANN), sedangkan penelitian yang akan dilakukan memperluas komparasi model dengan menambahkan ANN untuk mengevaluasi performa prediksi yang lebih komprehensif.
--	---	--	---	--	---

5.	Noorihsan dkk., (2026). <i>Predictive Analytics for Property Valuation Using Random Forest in Malang City</i>	Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi nilai properti berbasis algoritma <i>Random Forest</i> dengan memanfaatkan data pasar properti yang diperoleh melalui <i>web scraping</i> , guna menghasilkan estimasi harga properti yang akurat dalam konteks perkotaan di Kota Malang.	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan pengumpulan data harga properti melalui <i>web scraping</i> dan pemodelan prediktif menggunakan algoritma <i>Random Forest</i> yang dievaluasi melalui metrik kinerja statistik.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model <i>Random Forest</i> memiliki kinerja prediksi yang baik dengan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 76,66% dan nilai <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) sebesar 25,27%, yang mengindikasikan bahwa pendekatan <i>machine learning</i> efektif digunakan untuk penilaian nilai properti berbasis data pasar daring di Indonesia.	1. Penelitian ini berfokus pada prediksi harga properti secara umum, sedangkan penelitian yang akan dilakukan secara spesifik menargetkan prediksi nilai tanah dalam kerangka penilaian pertanahan. 2. Penelitian ini hanya menggunakan algoritma <i>Random Forest</i>, sementara penelitian yang akan dilakukan membandingkan beberapa algoritma <i>machine learning</i>, yaitu <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i>, dan <i>Artificial Neural Network</i>. 3. Penelitian ini tidak menggunakan kerangka konseptual <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM) sebagai dasar pemilihan variabel, sedangkan penelitian yang akan dilakukan secara eksplisit mengintegrasikan HPM
----	--	---	---	--	--

					untuk memperkuat dasar teoritis model prediksi nilai tanah.
6.	An dkk., (2025). <i>Toward Transparent and Accurate Housing Price Appraisal: Hedonic Price Models Versus Machine Learning Algorithms</i>	Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM) tradisional dengan model kecerdasan buatan, khususnya <i>Random Forest</i> dan <i>Deep Neural Network</i> (DNN), dalam memprediksi harga properti, serta menilai sejauh mana model AI mampu memberikan akurasi dan interpretabilitas yang lebih baik dibandingkan pendekatan ekonometrika klasik.	Penelitian ini menggunakan pendekatan komparatif dengan membangun model HPM, <i>Random Forest</i> dan <i>Deep Neural Network</i> yang dievaluasi menggunakan metrik RMSE dan R^2 , serta analisis interpretabilitas variabel menggunakan SHAP.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model berbasis AI, khususnya <i>Random Forest</i> , memiliki kinerja prediksi yang lebih unggul dibandingkan HPM tradisional, baik dari sisi akurasi maupun kemampuan menjelaskan kontribusi variabel melalui pendekatan SHAP, sehingga membuktikan bahwa model <i>machine learning</i> tidak hanya lebih akurat tetapi juga semakin interpretatif dalam konteks penilaian harga properti.	1. Penelitian ini membandingkan HPM dengan model AI secara umum pada harga properti, sedangkan penelitian yang akan dilakukan secara spesifik berfokus pada prediksi nilai tanah dalam konteks penilaian pertanahan. 2. Penelitian ini menggunakan <i>Random Forest</i> dan <i>Deep Neural Network</i>, sementara penelitian yang akan dilakukan mengembangkan dan membandingkan <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i> dan ANN dengan penyesuaian pada karakteristik data lokal. 3. Penelitian ini bersifat studi komparatif global, sedangkan penelitian yang akan dilakukan

					menekankan integrasi HPM sebagai dasar konseptual pemilihan variabel serta penerapan model <i>machine learning</i> pada konteks lokal Kota Yogyakarta.
7.	Morno-Foronda dkk., (2025) <i>Comparative Analysis of Advanced Models for Predicting Housing Prices: A Review</i>	Penelitian ini bertujuan untuk menelaah secara komprehensif perkembangan dan integrasi <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM) dengan berbagai pendekatan <i>machine learning</i> dalam prediksi harga properti, guna mengidentifikasi kecenderungan metodologis dan efektivitas kombinasi model dalam meningkatkan akurasi penilaian properti.	Penelitian ini menggunakan metode meta-analisis dan tinjauan sistematis terhadap literatur ilmiah yang membahas penerapan HPM dan model <i>machine learning</i> dalam prediksi harga properti.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi HPM dengan model <i>machine learning</i> secara konsisten menghasilkan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan penggunaan HPM atau model <i>machine learning</i> secara terpisah, karena mampu menggabungkan kekuatan teori ekonomi dengan kemampuan komputasional dalam menangkap pola	1. Penelitian ini bersifat kajian literatur dan meta-analisis, sedangkan penelitian yang akan dilakukan merupakan penelitian empiris dengan pembangunan dan pengujian model prediksi nilai tanah berbasis data aktual. 2. Penelitian ini membahas integrasi HPM dan <i>machine learning</i> secara umum, sementara penelitian yang akan dilakukan secara spesifik mengimplementasikan dan membandingkan algoritma <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i> dan ANN.

				nonlinier dan kompleks pada data properti.	3. Penelitian ini tidak berfokus pada konteks wilayah tertentu, sedangkan penelitian yang akan dilakukan menitikberatkan pada penerapan model prediksi nilai tanah berbasis HPM dan <i>machine learning</i> di Kota Yogyakarta sebagai studi kasus lokal.
8.	Sriram dkk., (2025) <i>Real Estate Price Prediction Using Machine Learning and Data Analytics</i>	Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model prediksi harga properti berbasis <i>machine learning</i> , khususnya <i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i> dan ANN, guna mengidentifikasi algoritma yang memiliki kinerja prediksi paling optimal melalui pemanfaatan <i>feature</i>	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan algoritma <i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i> dan ANN yang didukung oleh proses <i>feature engineering</i> serta evaluasi kinerja menggunakan metrik statistik prediktif	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model <i>Random Forest</i> menghasilkan performa terbaik dengan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,8732, namun model <i>XGBoost</i> dan <i>Artificial Neural Network</i> juga menunjukkan potensi yang signifikan, terutama ketika dikombinasikan dengan pengayaan fitur, sehingga	1. Penelitian ini berfokus pada prediksi harga properti secara umum, sedangkan penelitian yang akan dilakukan secara spesifik menargetkan prediksi nilai tanah dalam kerangka penilaian pertanahan. 2. Penelitian ini menerapkan algoritma <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i> dan ANN, tanpa integrasi eksplisit dengan kerangka konseptual <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM), sementara penelitian yang akan

		<i>engineering</i> dan analisis data.		menegaskan fleksibilitas dan kekuatan model <i>machine learning</i> dalam prediksi harga properti.	dilakukan menggunakan HPM sebagai dasar teoritis pemilihan dan pengelompokan variabel. 3. Penelitian ini tidak menitikberatkan pada konteks wilayah tertentu, sedangkan penelitian yang akan dilakukan difokuskan pada Kota Yogyakarta dengan mempertimbangkan karakteristik spasial, sosial, dan ekonomi lokal dalam pengembangan model prediksi nilai tanah.
9.	Shabrina dkk., (2025) Faktor-faktor yang Memengaruhi Harga Lahan Kecamatan Taman	Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menganalisis faktor-faktor dominan yang memengaruhi harga lahan dengan menggunakan pendekatan <i>Hedonic Price Model</i> (HPM), sehingga dapat mengonfirmasi	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode estimasi <i>Hedonic Price Model</i> tradisional untuk mengukur pengaruh variabel lokasi, aksesibilitas, dan karakteristik	Hasil penelitian menunjukkan bahwa variabel lokasi, aksesibilitas, dan karakteristik fisik lahan berpengaruh signifikan terhadap harga lahan, yang menegaskan bahwa pendekatan HPM efektif dalam menjelaskan struktur	1. Penelitian ini menggunakan HPM tradisional sebagai satu-satunya pendekatan analisis, sedangkan penelitian yang akan dilakukan mengintegrasikan HPM dengan algoritma <i>machine learning</i> , yaitu <i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i> dan ANN.

		relevansi dan kekuatan teori HPM dalam menjelaskan pembentukan harga lahan pada konteks lokal.	fisik terhadap harga lahan.	pembentuk nilai lahan serta konsisten dengan teori ekonomi perkotaan dalam konteks empiris lokal.	2. Penelitian ini berfokus pada analisis faktor penentu harga lahan, sementara penelitian yang akan dilakukan menitikberatkan pada pengembangan model prediksi nilai tanah berbasis <i>machine learning</i>. 3. Penelitian ini bersifat konfirmatif terhadap teori HPM, sedangkan penelitian yang akan dilakukan bersifat pengembangan metodologis dengan mengevaluasi peningkatan akurasi prediksi melalui pemodelan nonlinier dan komparatif antar algoritma.
10.	Gorjian, (2025) <i>Integrating Machine Learning and Hedonic Regression for Housing Price Prediction: A Systematic</i>	Penelitian ini bertujuan untuk meninjau secara sistematis perkembangan dan perbandingan penerapan <i>Hedonic</i>	Penelitian ini menggunakan metode <i>systematic review</i> berbasis protokol <i>PRISMA</i> untuk mengkaji dan mensintesis temuan-	Hasil kajian menunjukkan bahwa <i>Random Forest</i> merupakan algoritma <i>machine learning</i> yang paling sering digunakan dalam studi	1. Penelitian ini bersifat tinjauan sistematis dan tidak melakukan pemodelan empiris secara langsung, sedangkan penelitian yang akan dilakukan merupakan

	<i>International Review of Model Performance and Interpretability</i>	<i>Pricing Model (HPM) dan berbagai algoritma machine learning</i> dalam prediksi harga rumah, serta mengevaluasi manfaat integrasi kedua pendekatan tersebut dalam meningkatkan akurasi dan interpretabilitas model penilaian properti.	temuan empiris terkait penggunaan HPM dan <i>machine learning</i> dalam prediksi harga rumah.	prediksi harga rumah, serta bahwa kombinasi HPM dan <i>machine learning</i> secara konsisten meningkatkan akurasi prediksi sekaligus memperkuat interpretabilitas variabel, dibandingkan dengan penggunaan masing-masing pendekatan secara terpisah.	penelitian kuantitatif empiris dengan pembangunan dan pengujian model prediksi nilai tanah. 2. Penelitian ini membahas integrasi HPM dan <i>machine learning</i> dalam konteks prediksi harga rumah secara umum, sementara penelitian yang akan dilakukan secara spesifik difokuskan pada prediksi nilai tanah dalam kerangka penilaian pertanahan. 3. Penelitian ini menekankan aspek konseptual dan metodologis integrasi HPM dan <i>machine learning</i>, sedangkan penelitian yang akan dilakukan menitikberatkan pada perbandingan performa algoritma <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i> dan ANN, berbasis data lokal Kota Yogyakarta.
--	---	--	---	--	--

11.	Putri dkk., (2022) Analisis Penggunaan <i>Hedonic Pricing Method</i> Untuk Penentuan Kelas Permukiman Dan Pengaruhnya Terhadap Harga Tanah (Studi Kasus: Kecamatan Banyumanik, Kota Semarang)	Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi kelas permukiman di Kecamatan Banyumanik melalui penerapan <i>Hedonic Pricing Method</i> (HPM) dan interpretasi citra serta menelaah pengaruh kelas permukiman tersebut terhadap harga tanah dengan keluaran peta kelas permukiman dan peta pengaruh harga sebagai dasar informasi untuk perencanaan dan evaluasi kebijakan tata ruang serta penilaian nilai tanah.	Metode mengombinasikan survei HPM secara kuesioner, interpretasi citra multi-temporal (2013 & 2021) untuk klasifikasi permukiman, dan analisis pengaruh menggunakan <i>Geographically Weighted Regression</i> (GWR) beserta validasi (uji statistik, matriks konfusi, koreksi NIR/ZNT).	Hasil menunjukkan HPM mengklasifikasikan mayoritas blok sebagai permukiman semi-teratur (53,85%) sementara interpretasi citra didominasi kelas teratur; validasi interpretasi citra tinggi (<i>overall accuracy</i> $\approx$ 97,9%), GWR memperlihatkan hubungan spasial signifikan antara kelas permukiman dan harga tanah ($R^2 \approx 0,641$), dengan rentang harga yang jelas berbeda antar kelas teratur (Rp1.742.512–Rp19.529.614), semi teratur (Rp591.104–Rp18.600.395), dan tidak teratur (Rp548.063–Rp2.509.423) menunjukkan kelas	1. Penelitian ini berorientasi klasifikasi kualitas permukiman dan analisis pengaruh spasial untuk mendukung peta ZNT/NIR dan kebijakan, sedangkan penelitian penulis berorientasi prediktif menghasilkan model ML <i>Random Forest</i>, <i>XGBoost</i> dan ANN yang mengutamakan akurasi estimasi nilai tanah untuk aplikasi penilaian massal. 2. Penelitian ini memakai HPM + interpretasi citra + GWR (transparan, mudah diinterpretasi oleh pemangku kebijakan), sedangkan penelitian penulis akan menerapkan algoritma <i>ensemble</i> dan ANN yang memerlukan <i>preprocessing</i> intensif, tuning, feature engineering (variabel HPM + spasial), serta langkah interpretabilitas (mis.
-----	---	---	---	---	---

				permukiman yang lebih disukai masyarakat berkorelasi dengan harga tanah lebih tinggi.	SHAP) untuk menjelaskan output ML. 3. Penelitian ini memakai matriks konfusi, uji statistik, koreksi NIR/ZNT dan R^2 lokal (GWR); sedangkan penelitian penulis perlu desain validasi lebih ketat untuk model ML (<i>spatial cross-validation, train/val/test parcel-level</i>), dan metrik komprehensif ($MAE/MSE/R^2$ + analisis ketahanan model antar zona) agar model dapat diandalkan untuk penerapan di skala kota.
12.	Amalia dkk., (2024) <i>Application of Hedonic Pricing Model and Geographic Information System on Property Valuation in Yogyakarta</i>	Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi perbedaan preferensi pemilihan hunian antara mahasiswa Generasi Z dan orang tua/wali, menentukan faktor-faktor yang	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan mengombinasikan <i>Hedonic Pricing Model</i> untuk identifikasi faktor penentu harga properti dan	Hasil penelitian menunjukkan bahwa luas bangunan dan lokasi merupakan dua atribut yang berpengaruh signifikan terhadap harga properti, sementara atribut seperti kondisi bangunan dan tahun	1. Penelitian artikel berfokus pada analisis faktor penentu harga rumah dan pemetaan preferensi lokasi menggunakan HPM dan GIS, sedangkan penelitian penulis berorientasi pada pengembangan model prediksi nilai tanah berbasis <i>machine learning</i>

		memengaruhi keputusan pembelian rumah di Yogyakarta, serta memetakan persebaran wilayah yang menjadi lokasi pilihan mahasiswa UGM berdasarkan harga. Penelitian ini memanfaatkan <i>Hedonic Pricing Model</i> (HPM) untuk menganalisis determinan harga properti dan <i>Geographic Information System</i> (GIS) untuk memvisualisasikan pola spasial preferensi lokasi hunian.	<i>Geographic Information System</i> untuk pemetaan spasial lokasi hunian pilihan mahasiswa UGM di Yogyakarta.	pembangunan tidak terbukti signifikan. Preferensi mahasiswa UGM dalam membeli rumah didominasi oleh faktor lingkungan aman, kondisi permukiman yang nyaman, serta lokasi yang jauh dari pusat pembuangan sampah. Secara spasial, wilayah Sleman khususnya Kecamatan Ngaglik menjadi area yang paling banyak dipilih karena kedekatan dengan kampus dan fasilitas yang memadai. Temuan ini memberikan gambaran distribusi harga dan determinan utama yang relevan bagi penilai properti dan pengambil kebijakan daerah.	yang menekankan akurasi estimasi, bukan sekadar identifikasi determinan. 2. Penelitian ini menilai harga properti (rumah) dengan variabel lokasi dan bangunan, sedangkan penelitian penulis menilai nilai tanah, yang membutuhkan atribut lokasi, lingkungan, dan aksesibilitas sesuai kerangka HPM yang berbeda dari karakteristik fisik bangunan. 3. Penelitian ini menggunakan regresi HPM konvensional, sedangkan penelitian penulis mengombinasikan HPM dengan algoritma ML mutakhir seperti RF, <i>XGBoost</i>, dan ANN, sehingga menghasilkan model estimasi yang lebih kompleks, non-linear, dan berpotensi lebih akurat
--	--	---	---	---	---

					dalam memprediksi nilai tanah di Yogyakarta.
13.	Warjiyono dkk. (2024) Analisa Prediksi Harga Jual Rumah Menggunakan Algoritma <i>Random Forest Machine Learning</i>	Tujuan penelitian ini adalah membangun model prediksi harga jual rumah di Jakarta Selatan menggunakan algoritma <i>Random Forest</i> guna membantu penjual dan pembeli dalam memperoleh informasi harga yang lebih akurat berdasarkan variabel-variabel penentu seperti luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, dan garasi. Penelitian ini juga bertujuan mengevaluasi tingkat akurasi model serta mengidentifikasi faktor-faktor yang	Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif melalui tahapan <i>web-based data processing, pre-processing, data cleaning</i> , analisis deskriptif, dan pemodelan harga menggunakan algoritma <i>Random Forest Regression</i> dengan evaluasi akurasi prediktif.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model <i>Random Forest</i> menghasilkan akurasi prediksi sebesar 75,10%, dengan variabel paling berpengaruh berturut-turut adalah luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, dan garasi. Model menunjukkan adanya perbedaan cukup signifikan antara harga aktual dan prediksi, dengan selisih rata-rata berupa penurunan harga sekitar 16%, sehingga peneliti menyarankan pengembangan aplikasi web untuk memudahkan akses	1. Penelitian artikel memprediksi harga rumah berdasarkan variabel fisik bangunan, sedangkan penelitian penulis fokus pada nilai tanah dengan pendekatan <i>Hedonic Pricing Model</i> yang menekankan atribut lokasi, aksesibilitas, dan lingkungan, bukan karakteristik bangunan. 2. Penelitian ini hanya mengandalkan satu algoritma, yaitu <i>Random Forest</i> , sementara penelitian penulis menggunakan tiga algoritma <i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i> dan ANN, yang memungkinkan perbandingan performa dan penangkapan pola non-linear yang lebih kompleks.

		paling memengaruhi harga jual rumah.		informasi harga bagi pengguna.	3. Artikel bertujuan memberikan estimasi harga rumah dan rekomendasi aplikasi prediksi sederhana bagi pengguna, sedangkan penelitian penulis bertujuan menghasilkan model prediksi nilai tanah yang lebih presisi dan berbasis HPM sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu penilaian properti profesional di wilayah Yogyakarta.
--	--	--------------------------------------	--	--------------------------------	--

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah dengan mengembangkan model prediksi penilaian nilai tanah yang mengintegrasikan *Hedonic Pricing Model* dengan tiga algoritma *machine learning* utama, yaitu *Random Forest*, *XGBoost* dan *Artificial Neural Network*, dalam konteks perkotaan di Indonesia, khususnya Kota Yogyakarta. Penelitian ini tidak hanya berfokus pada peningkatan akurasi prediksi, tetapi juga mempertahankan kerangka konseptual HPM untuk memastikan interpretabilitas ekonomi dari variabel penentu nilai tanah. Dengan melakukan perbandingan kinerja antar algoritma secara sistematis dan menggunakan data lokal yang relevan secara spasial dan institusional, penelitian ini diharapkan mampu melengkapi keterbatasan penelitian terdahulu serta memberikan model penilaian nilai tanah yang lebih akurat, transparan, dan aplikatif bagi kebutuhan kebijakan pertanahan, perencanaan wilayah, dan penilaian tanah massal di Indonesia.

BAB VI

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai pengembangan model algoritma *Random Forest*, *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), dan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk penilaian tanah massal berbasis bidang menggunakan *Hedonic Pricing Modelling* (HPM) di Kota Yogyakarta, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Hasil penerapan *Hedonic Pricing Modelling* (HPM) konvensional menunjukkan bahwa nilai tanah di Kota Yogyakarta dipengaruhi oleh kombinasi atribut fisik, aksesibilitas, lokasi, lingkungan, dan tata ruang. Variabel yang terbukti berpengaruh signifikan terhadap nilai tanah adalah luas bidang tanah dengan koefisien 0,005 ($p < 0,001$) dan lebar muka jalan dengan koefisien 4,115 ($p \approx 0,035$), dimana luas bidang menjadi variabel paling dominan berdasarkan nilai statistik t sebesar 7,029. Model HPM mampu menjelaskan variasi nilai tanah sebesar 37,31% ($R^2 = 0,3731$), namun masih memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non linier, interaksi antar variabel, serta karakteristik nilai tanah ekstrem. Oleh karena itu, HPM tetap memiliki peran penting sebagai dasar teoritis dalam mengidentifikasi faktor pembentuk nilai tanah, tetapi membutuhkan pengembangan metode yang lebih fleksibel untuk meningkatkan kemampuan prediksi.
2. Pengembangan model *machine learning* mampu meningkatkan kemampuan prediksi nilai tanah dibandingkan HPM konvensional. Model *Random Forest* menghasilkan nilai R^2 sebesar 0,6858 dan MAE sebesar 10,76, menunjukkan peningkatan kemampuan dalam menangkap hubungan kompleks antar atribut tanah. Model *Artificial Neural Network* (ANN) mampu mengidentifikasi pola non linier dengan nilai R^2 sebesar 0,5789, namun menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi dengan MAE sebesar 16,25, sehingga belum memberikan kestabilan prediksi yang

optimal. Sementara itu, XGBoost menjadi model dengan performa terbaik dengan nilai R^2 sebesar 0,7487, RMSE sebesar 33,06, dan MAE sebesar 9,85, karena mampu menangkap pola non linier, memperbaiki *residual* secara bertahap, serta memberikan prediksi yang lebih stabil pada data nilai tanah yang heterogen.

3. Model XGBoost merupakan model yang paling layak digunakan untuk mendukung penilaian tanah massal berbasis bidang di Kota Yogyakarta. Berdasarkan perbandingan seluruh indikator evaluasi, XGBoost memberikan keseimbangan terbaik antara kemampuan menjelaskan variasi nilai tanah, tingkat kesalahan prediksi, dan kestabilan model dibandingkan *Linear Regression*, *Random Forest*, dan ANN. Analisis SHAP menunjukkan bahwa variabel utama yang membentuk prediksi XGBoost adalah luas bidang tanah (nilai SHAP 10,646), lebar muka jalan (1,767), rasio luas-jalan (1,163), dan zona tata ruang (1,057), yang menunjukkan bahwa model *machine learning* tetap memiliki keterkaitan dengan teori HPM. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi teoritis melalui pengembangan HPM berbasis *machine learning* serta kontribusi praktis dalam mendukung sistem penilaian tanah massal, Zona Nilai Tanah (ZNT), PBB, BPHTB, dan pengambilan kebijakan pertanahan berbasis data.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

1. Bagi ATR/BPN dan pemerintah daerah, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi awal dalam pengembangan kajian penilaian tanah berbasis data (*data-driven valuation*) dengan memanfaatkan informasi pasar sekunder berupa harga penawaran (*asking price*) dan karakteristik spasial tanah. Model XGBoost yang menunjukkan kemampuan prediksi terbaik dalam penelitian ini dapat dipertimbangkan sebagai pendekatan analitis untuk memahami pola hubungan antara karakteristik lokasi, aksesibilitas, dan

faktor lingkungan terhadap kecenderungan pembentukan harga tanah. Namun, hasil model dalam penelitian ini belum dapat digunakan secara langsung sebagai dasar penetapan nilai tanah resmi, seperti pembaruan Zona Nilai Tanah (ZNT), perhitungan PBB dan BPHTB, karena data yang digunakan masih berupa harga penawaran dan bukan data transaksi aktual hasil verifikasi lapangan. Oleh karena itu, implementasi lebih lanjut memerlukan pengembangan basis data dengan mengintegrasikan data transaksi riil, hasil penilaian profesional, karakteristik bidang tanah, serta validasi spasial agar model dapat mendukung sistem penilaian tanah massal (*mass appraisal*) yang lebih akurat dan sesuai dengan standar penilaian pertanahan.

2. Untuk penelitian selanjutnya, pengembangan model penilaian nilai tanah disarankan dilakukan melalui peningkatan kualitas dan cakupan data penelitian, baik dari sisi jumlah sampel, wilayah kajian, maupun keberagaman karakteristik objek tanah. Penelitian lanjutan perlu mempertimbangkan integrasi data transaksi aktual yang telah tervalidasi sebagai variabel target, sehingga model yang dikembangkan dapat menggambarkan kondisi pasar yang lebih mendekati nilai transaksi sebenarnya. Selain itu, penambahan variabel prediktor yang lebih komprehensif, seperti karakteristik fisik bidang tanah, status kepemilikan atau hak atas tanah, penggunaan lahan, kondisi sosial ekonomi wilayah, kualitas lingkungan, serta variabel spasial lainnya, diharapkan mampu meningkatkan kemampuan model dalam menjelaskan variasi nilai tanah. Pengembangan tersebut juga diperlukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model pada wilayah yang berbeda serta memperkuat penerapan pendekatan *machine learning* dalam mendukung analisis nilai tanah berbasis data.
3. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan pendekatan *machine learning* berbasis spasial dengan integrasi data *Geographic Information System* (GIS) yang lebih komprehensif serta metode interpretasi model yang mampu menjelaskan kontribusi masing-masing

variabel terhadap pembentukan nilai tanah. Pengujian model pada wilayah yang berbeda, periode waktu yang berbeda, serta penggunaan data pasar yang lebih representatif diperlukan untuk mengevaluasi konsistensi dan kemampuan generalisasi model. Selain itu, penelitian lanjutan dapat mengeksplorasi algoritma *machine learning* lainnya, seperti LightGBM, CatBoost, maupun pendekatan *deep learning*, sebagai pembandingan terhadap model yang telah dikembangkan. Pengembangan tersebut perlu dilakukan secara bertahap dengan mempertimbangkan kualitas data, ketersediaan data transaksi aktual, serta validasi oleh pendekatan penilaian yang berlaku, sehingga model yang dihasilkan dapat menjadi pendekatan pendukung yang lebih akurat dalam analisis dan estimasi nilai tanah berbasis data.

DAFTAR PUSTAKA

- Aladwan, Z., & Ahamad, M. S. S. (2019). Hedonic Pricing Model for Real Property Valuation via GIS - A Review. *Civil and Environmental Engineering Reports*, 29(3), 34–47. <https://doi.org/10.2478/ceer-2019-0022>
- Alfassa, A. I., Kusumawardhani, F., & Sudeska, E. (2025). Kebijakan Kependudukan dalam Grand Design Pembangunan Kependudukan (GDPK) pada Penataan Data Statistik Kependudukan dengan Indikator Demografi (Fertilitas, Mortalitas, dan Migrasi). *DEMOS: Journal of Demography, Ethnography and Social Transformation*, 5(1). <https://doi.org/10.30631/7m4rsh59>
- Alonso, W. (1964). *Location and Land Use: Toward a General Theory of Land Rent*. Harvard University Press. <https://doi.org/10.4159/harvard.9780674730854>
- Amalia, N., Yuniyarti, N. A., & Prativi, F. P. (2024). Application of Hedonic Pricing Model and Geographic Information System on Property Valuation in Yogyakarta. *JAMPE (Journal of Asset Management and Public Economy)*, 3(2), 127–139. <https://doi.org/10.12928/jampe.v3i2.9335>
- An, S., Song, Y., Jang, H., & Kim, J. (2025). Toward Transparent and Accurate Housing Price Appraisal: Hedonic Price Models Versus Machine Learning Algorithms. *Financial Innovation*, 11, 141. <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00874-w>
- Aqsha, D. (2025). Perbandingan Kinerja Algoritma Extreme Gradient Boosting dan Random Forest untuk Prediksi Harga Rumah di Jabodetabek. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 13(1). <https://doi.org/10.24912/jiksi.v13i1.32863>
- Ash-Shiddiqy, M. (2025). Analisis Tentang Teori Permintaan dan Penawaran dalam Ekonomi Global. *Jurnal Actual Organization Of Economic*, 6(03). <https://doi.org/10.65212/jago-e.v6i03.188>
- Asmara, G. D., & Khoirudin, R. (2022). Analisis Harga Lahan Di Wilayah Central District Bussines Baru Di Yogyakarta. *Jurnal Simki Economic*, 5(1), 33–38. <https://jipied.org/index.php/JSE>
- Atsilah, A. N., & Aditya, T. (2024). Penerapan Metode Hedonic Price Modeling

dan Model Kota LOD 1 dalam Penilaian Tanah dan Properti sebagai Dasar Pengenaan Pajak. *JGISE: Journal of Geospatial Information Science and Engineering*, 7(1), 34. <https://doi.org/10.22146/jgise.90776>

Badan Pusat Statistik Kota Yogyakarta. (2026a). *Indeks Pembangunan Manusia Kota Yogyakarta 2025* (Vol. 12). BPS Kota Yogyakarta. <https://yogyakarta.bps.go.id>

Badan Pusat Statistik Kota Yogyakarta. (2026b). *Kota Yogyakarta Dalam Angka 2026* (2026th ed., Vol. 47). BPS Kota Yogyakarta. <https://jogjakota.bps.go.id>

Baldominos, A., Blanco, I., Moreno, Á., Iturrarte, R., Bernárdez, Ó., & Afonso, C. (2022). Identifying Real Estate Opportunities Using Machine Learning. *Applied Sciences*, 12(3), 1190. <https://doi.org/10.3390/app12031190>

Baltagi, B. H., & Bresson, G. (2024). *Modelling Housing Using Multi-dimensional Panel Data BT - The Econometrics of Multi-dimensional Panels: Theory and Applications* (L. Matyas (ed.); pp. 413–453). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-49849-7_13

Barella, Y., Fergina, A., Mustami, M. K., Rahman, U., & Alajaili, H. M. A. (2024). Quantitative Methods in Scientific Research. *Jurnal Pendidikan Sosiologi Dan Humaniora*, 15(1), 281–287. <https://doi.org/10.26418/j-psh.v15i1.71528>

Bishop, K. C., Kuminoff, N. V., Banzhaf, H. S., Boyle, K. J., Von Gravenitz, K., Pope, J. C., & Timmins, C. D. (2020). Best practices for using hedonic property value models to measure willingness to pay for environmental quality. *Review of Environmental Economics and Policy*. <https://doi.org/10.1093/reep/reaa001>

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

Chambi-Condori, P.-P., Saravia-Ticona, T.-R., Chambi-Vásquez, M., & Escobedo-Dueñas, M.-I. (2025). Comparative Analysis of Quantitative Predictive Models Utilizing Machine Learning for Business Decision Making. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 10(45s). <https://www.jisem-journal.com/>

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794.

<https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The Coefficient of Determination R-Squared Is More Informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in Regression Analysis Evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>

Choy, L. H. T., & Ho, W. K. O. (2023). The Use of Machine Learning in Real Estate Research. *Land*, 12(4), 740. <https://doi.org/10.3390/land12040740>

Darendra, N. S., & Riyanto, E. (2025). Hedonic Pricing Model (Hpm) on South Tangerang Residential Property Value. *Planning Malaysia*, 23(1), 319–333. <https://doi.org/10.21837/pm.v23i35.1681>

Dede, M., Asdak, C., & Setiawan, I. (2022). Spatial dynamics model of land use and land cover changes: A comparison of CA, ANN, and ANN-CA. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 8(1), 38–49. <https://doi.org/10.26594/register.v8i1.2339>

Deng, L., & Zhang, X. (2025). Automated machine learning for residential property valuation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 160, 112035. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112035>

Deviantari, U. W., & Kurniawan, A. (2022). Literatur Review: Penilaian Pajak Bumi dan Bangunan di Wilayah Perkotaan. *GEOID*, 17(2), 260–266. <https://doi.org/10.12962/geoid.v17i2.1746>

Emilita, S., Rahayu, P. S., Larasati, S. R., Taufiq, G., & Kumalasari, J. T. (2026). Penerapan Algoritma Random Forest Dalam Memprediksi Harga Properti di Jakarta Selatan Berdasarkan Karakteristik Fisik dan Lokasi. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(2), 3415–3421. <https://doi.org/10.33395/jmp.v14i2.15735>

Etikan, I., Musa, S. A., & Alkassim, R. S. (2015). Comparison of Convenience Sampling and Purposive Sampling. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 5(1), 1–4. <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>

Fachrudin, K. A. (2020). Analysis of the improvements in the land value zone and revenue from rural and urban property taxes in North Sumatera and Aceh Provinces, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 452(1), 12034. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/452/1/012034>

Fachrurrozi, F., Parhusip, H. A., & Trihandaru, S. (2025). Automated Property

- Valuation with Multi-Hazard Risk: Jakarta Metropolitan Area Study. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(5), 3136–3152. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.5.5236>
- Fauzi, M. R., Handika, M., Awinanto, A., Wahidin, A. J., Rahmatullah, B., & Kurniawati, I. (2025). Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Linear Regression, Random Forest, dan XGBoost dalam Prediksi Harga Rumah. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(4), 1541–1548. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3620>
- Firman, M., & Sendjaja, T. (2025). Pemanfaatan Big Data Penawaran dan Transaksi Properti untuk Prediksi Nilai Tanah dalam Praktik Penilaian. *Impression : Jurnal Teknologi Dan Informasi*, 4(3), 395–401. <https://doi.org/10.59086/jti.v4i3.1087>
- Firmansyah, Raharja, A. B., Priyandoko, Z., & Nirbhaya, Y. (2024). Analisis Indeks Keterancaman Lahan Sawah di Kawasan Perkotaan Yogyakarta. *Mimbar Agribisnis: Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 10(1), 59–70. <https://jurnal.unigal.ac.id/mimbaragribisnis>
- Friedman, J. (2000). Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *The Annals of Statistics*, 29. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
- Gautama, H. P., Prasetyowati, S. S., & Sibaroni, Y. (2025). Land Price Distribution Prediction in Jakarta Using Support Vector Machine with Feature Expansion and Kriging Interpolation. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 10(3), 271–282. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v10i3.2216>
- Géron, A. (2022). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow* (3rd ed.). O'Reilly Media. <https://www.oreilly.com/library/view/hands-on-machine-learning/9781098125967/>
- Gorjian, M. (2025). Integrating Machine Learning and Hedonic Regression for Housing Price Prediction: A Systematic International Review of Model Performance and Interpretability. *MPRA Paper*. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/125676>
- Gyger, T., Hauri, S., Bühlmann, S., Lehner, M., Schlesinger, J., & Sigrist, F. (2026). Explainable spatial machine learning for hedonic real estate modeling. *Real Estate Economics*, n/a(n/a). <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/1540->

- Hafizh, M. A., Subairi, S., Libriawan, R. D., Maulana, N. D., & Rizki, A. M. (2024). Prediksi Harga Rumah Di Jabodetabek Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *KERNEL: Jurnal Riset Inovasi Bidang Informatika Dan Pendidikan Informatika*, 5(2), 80–87. <https://doi.org/10.31284/j.kernel.2024.v5i2.6806>
- Handayani, W., Chigbu, U. E., Rudiarto, I., & Putri, I. H. S. (2020). Urbanization and Increasing Flood Risk in the Northern Coast of Central Java—Indonesia: An Assessment towards Better Land Use Policy and Flood Management. *Land*, 9(10), 343. <https://doi.org/10.3390/land9100343>
- Hartanta, F. A. G. S., & Kusumawanto, A. (2020). *An Improvement in the Mobility of Mangkubumi Yogyakarta Area with Urban Modeling Interface Simulation*.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>
- Herath, S., & Maier, G. (2010). The Hedonic Price Method in Real Estate and Housing Market Research: A Review of the Literature. In *Institute for Regional Development and Environment*. University of Economics and Business. <https://ro.uow.edu.au/buspapers/>
- Hibatulloh, M. N., Prakoso, G. D., Yunus, A. D. P., & Putra, T. D. (2025). Prediksi Harga Rumah di Bandung 2024 Menggunakan Ensemble Learning: Analisis Komparatif dan Interpretabilitas. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 10(2), 484–493.
- Hidayah, R., Sativa, S., & H, S. (2021). Strategi Pemenuhan Ruang Terbuka Hijau Publik di Kota Yogyakarta. *INERSIA Informasi Dan Ekspose Hasil Riset Teknik Sipil Dan Arsitektur*, 17(1), 11–18. <https://doi.org/10.21831/inersia.v17i1.40765>
- Ho, W. K. O., Tang, B. S., & Wong, S. W. (2021). Predicting property prices with machine learning algorithms. *Journal of Property Research*, 38(1), 48–70. <https://doi.org/10.1080/09599916.2020.1832558>
- Hong, J., & Ryu, D. (2021). Mass Appraisal for Urban Land in Korea: A Hybrid Hedonic Pricing Approach. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3974316>

- Inthalasari, R., Arief, M., & Hamsal, M. (2024). Value Investing Paradigm: Driving Property Management and Digital Innovation for Optimal Firm Performance in Property Industries. *Journal of Ecohumanism*, 3(8). <https://doi.org/10.62754/joe.v3i8.5412>
- Irbah, N. S., Putri, I. P., & Deviantari, U. W. (2025). Land Value Modeling Using Log-Linear Multiple Regression. *GEOID*, 20(1), 79–90. <https://doi.org/10.12962/geoid.v20i1.2725>
- Ja'afar, N. S., Mohamad, J., & Ismail, S. (2021). Machine Learning for Property Price Prediction and Price Valuation: A Systematic Literature Review. *Planning Malaysia*, 19(17). <https://doi.org/10.21837/pm.v19i17.1018>
- Jafary, P., Shojaei, D., Rajabifard, A., & Ngo, T. (2024). Automated land valuation models: A comparative study of four machine learning and deep learning methods based on a comprehensive range of influential factors. *Cities*, 151, 105115. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cities.2024.105115>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>
- Kahn, M. E. (2024). *An Introduction to Urban Economics*. University of Southern California. <https://dornsife.usc.edu/matthew-kahn/>
- Karanikolas, N., Kyriakidou, E., & Athanasouli, E. (2025). Artificial Intelligence and Real Estate Valuation: The Design and Implementation of a Multimodal Model. *Information*, 16(12), 1049. <https://doi.org/10.3390/info16121049>
- Kauko, T. (2003). Residential Property Value and Locational Externalities: On the Complementarity and Substitutability of Approaches. *Journal of Property Investment & Finance*, 21(3), 250–270. <https://doi.org/10.1108/14635780310481676>
- Kauko, T., & D'Amato, M. (Eds.). (2008). *Mass Appraisal Methods: An International Perspective for Property Valuers*. Wiley-Blackwell. <https://doi.org/10.1002/9781444301021>
- Khan, M. Y., Qayoom, A., Nizami, M. S., Siddiqui, M. S., Wasi, S., & Raazi, S. M. K.-R. (2021). Automated Prediction of Good Dictionary EXamples (GDEX): A Comprehensive Experiment with Distant Supervision, Machine Learning, and Word Embedding-Based Deep Learning Techniques. *Complexity*, 2021,

2553199. <https://doi.org/10.1155/2021/2553199>

Kinanti, K. A., Chandra, Y. A., & Suyono, A. P. (2025). Digital Integration in Tax Systems: Literature Review on Enhancing Efficiency and Ensuring Compliance. *Assets : Jurnal Ilmiah Ilmu Akuntansi, Keuangan Dan Pajak*, 9(1), 30–54. <https://doi.org/10.30741/assets.v9i1.1508>

Kisman, & Parakkasi, I. (2024). Teori Permintaan dan Penawaran Secara Konvensional dan Islam Beserta Kurvanya. *Iqtishaduna*, 6(1). <https://doi.org/10.24252/iqtishaduna.vi.52130>

Kuan, C.-M. (2007). *Nonlinear Least Squares Theory*. National Taiwan University. https://homepage.ntu.edu.tw/~ckuan/pdf/et01/et_Ch8.pdf

Lasono, L., & Diyono, D. (2024). Perancangan Sistem Informasi Penilaian Tanah Berbasis Web untuk Efektivitas dan Aksesibilitas yang Lebih Baik. *Tunas Agraria*, 7(2), 241–262. <https://doi.org/10.31292/jta.v7i2.306>

Ling, Q. (2023). Machine Learning Algorithms Review. *Applied and Computational Engineering*. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/4/20230355>

Lubis, S. N., Rizky, M. S., Nafisa, V. R., & Harahap, M. A. (2025). Menganalisis Teori Permintaan, Penawaran dan Keseimbangan Pasar. *Jurnal Nuansa: Publikasi Ilmu Manajemen Dan Ekonomi Syariah*, 3(2), 409–417. <https://doi.org/10.61132/nuansa.v3i2.1826>

Lundberg, S., & Lee, S.-I. (2017). *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>

Mabrurrotunnisa, & Iskandar, A. (2021). Land Value Capture as Financial Resource for Infrastructure Development in Palembang City. *The Journal of Indonesia Sustainable Development Planning*, 2(1), 74–83. <https://doi.org/10.46456/jisdep.v2i1.96>

Mann, I., & Levinson, D. M. (2026). The Cost of Convenience: A Hedonic Approach to Travel Time Valuation and Cost-Benefit Analysis. *Journal of Regional Science*, 1–26. <https://doi.org/10.1111/jors.70065>

Mao, M. (2024). A Comparative Study of Random Forest Regression for Predicting House Prices BT - Proceedings of the 2023 International Conference on Data Science, Advanced Algorithm and Intelligent Computing (DAI 2023). In *Advances in Intelligent Systems Research* (Vol. 180). Atlantis Press.

https://doi.org/10.2991/978-94-6463-370-2_63

- Maselli, G., & Nesticò, A. (2025). Machine Learning Algorithms and Explainable Artificial Intelligence for Property Valuation. *Real Estate*, 2(3), 12. <https://doi.org/10.3390/realestate2030012>
- Molnar, C. (2019). *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Leanpub. <http://leanpub.com/interpretable-machine-learning>
- Moreno-Foronda, I., Sánchez-Martínez, M.-T., & Pareja-Eastaway, M. (2025). Comparative Analysis of Advanced Models for Predicting Housing Prices: A Review. *Urban Science*, 9(2), 32. <https://doi.org/10.3390/urbansci9020032>
- Mulyadina, A., & Damayanti, R. (2025). Modernisasi Pelayanan Publik Pertanahan Berbasis E-Government sebagai Upaya Penguatan Good Governance dalam Mendukung Pembangunan Berkelanjutan. *Kertha Semaya: Journal Ilmu Hukum*, 13(12), 2719–2741. <https://doi.org/10.24843/KS.2025.v13.i12.p02>
- Noorihsan, S. Y. F., Widhianingsih, T. D. A., & Kuswanto, H. (2026). Predictive Analytics for Property Valuation Using Random Forest in Malang City. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 6(1), 186–192. <https://doi.org/10.57152/malcom.v6i1.2411>
- Núñez Tabales, J. M., Caridad y Ocerin, J. M., & Rey Carmona, F. J. (2013). Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Prices. *Revista de Métodos Cuantitativos Para La Economía y La Empresa*, 15, 29–44. <https://hdl.handle.net/10419/113851>
- Officers, I. A. of A. (2018). Standard on Automated Valuation Models (AVMs). *Journal of Property Tax Assessment & Administration*, 15(2), 67–101. <https://doi.org/10.63642/1357-1419.1206>
- Peterson, S. P., & Flanagan, A. B. (2009). Neural Network Hedonic Pricing Models in Mass Real Estate Appraisal. *Journal of Real Estate Research*, 31(2), 147–164. <https://doi.org/10.1080/10835547.2009.12091245>
- Petrus, J., Babarinde, J. A., & Karigawa, L. (2020). Analysis of Mechanisms for Sustainable Land Taxation in Lae City, Papua New Guinea. *Urban Studies and Public Administration*, 3(3), 38. <https://doi.org/10.22158/uspa.v3n3p38>
- Prasetyo, K. A., Riyanto, E., & Warlan. (2025). An Experimental Study on Property

Valuation Accuracy in Indonesia: A Government Valuers' Perspective. *Ilomata International Journal of Social Science*, 6(2), 447–458. <https://doi.org/10.61194/ijss.v6i2.1635>

Prasetyo, K. A., Safitra, D. A., & Swasito, A. P. (2021). Identification of Factors Influencing Land Value for State's Assets Mass Appraisal Purposes: Evidence from Indonesia. *Planning Malaysia*, 19(17). <https://doi.org/10.21837/pm.v19i17.985>

Pratiwi, D. A. (2025). *Properti Yogyakarta Kian Dilirik, Ini Lima Area Paling Diminati*. <https://www.idxchannel.com/economics/properti-yogyakarta-kian-dilirik-ini-lima-area-paling-diminati/all>

Putri, A. A., Wijaya, A. P., Yusuf, M. A., & Setiaji, D. (2022). Analisis Penggunaan Hedonic Pricing Method Untuk Penentuan Kelas Permukiman Dan Pengaruhnya Terhadap Harga Tanah (Studi Kasus: Kecamatan Banyumanik, Kota Semarang). *Jurnal Geodesi Undip*, 11(3), 131–140. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/geodesi/article/view/35866>

Putri, A. S., Amarrohman, F. J., & Yusuf, M. A. (2024). Analysis of Land Value Changes and Its Correlation with the Existence of Tourism and Accessibility in 2017-2024. *BHUMI: Jurnal Agraria Dan Pertanahan*, 10(2), 216–241. <https://doi.org/10.31292/bhumi.v10i2.794>

Putri, S. F., & Yunita, I. (2024). Pengaruh risk profile, good corporate governance (GCG), earnings (profitability), dan capital (capital adequacy) terhadap pertumbuhan laba pada bank syariah. *JPPI (Jurnal Penelitian Pendidikan Indonesia)*, 10(3), 641–650. <https://doi.org/10.29210/020244423>

Rachmawati, I. D. (2025). *Prediksi Parameter Output Pada Akselerator Menggunakan Artificial Neural Network dan Random Forest* [Universitas Gadjah Mada]. <https://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/256070>

Radiansyah, K. A., Aristawati, D., Aurarisa, I., Paradhiba, N., & Zavitri, Z. Z. N. (2024). Spatial Distribution of Land Prices Based on Distance to City Center (Case Study in Special Region of Yogyakarta). *Jurnal Rekayasa Sipil Dan Lingkungan*, 8(2). <https://doi.org/10.19184/jrsl.v8i2.52079>

Rossini, P. (1997). *Application of Artificial Neural Networks to the Valuation of Residential Property BT - Third Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference*.

- Safitra, D. A. (2022). Tinjauan Ragam Metode Penilaian Massal. *JIA (Jurnal Ilmiah Akuntansi)*, 6(2). <https://doi.org/10.31092/jia.v6i2.1849>
- Saiful, A., Andryana, S., & Gunaryati, A. (2021). Prediksi Harga Rumah Menggunakan Web Scrapping dan Machine Learning Dengan Algoritma Linear Regression. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 8(1), 41–50. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i1.701>
- Saleh, R., & Yuniarti, D. (2024). Analysis of the Dynamics of Property Value Fluctuations in the Special Region of Yogyakarta. *BALANCE: Economic, Business, Management and Accounting Journal*, 21(2), 142–159. <https://doi.org/10.30651/blc.v21i2.22203>
- Saputro, C., & Ayuniyyah, Q. (2024). Permintaan dan Penawaran Dalam Ekonomi Mikro. *Diversity: Jurnal Ilmiah Pascasarjana*, 4(2), 184–194. <https://doi.org/10.32832/djip-uika.v14i2.16867>
- Saragih, A. H., Reyhani, Q., Setyowati, M. S., & Hendrawan, A. (2023). The potential of an artificial intelligence (AI) application for the tax administration system's modernization: the case of Indonesia. *Artificial Intelligence and Law*, 31(3), 491–514. <https://doi.org/10.1007/s10506-022-09321-y>
- Sari, B. W., & Prabowo, D. (2025). Analisis Perbandingan Prediksi Harga Rumah Dengan Random Forest, Gradient Boosting, dan XGBoost. *Intellect: Indonesian Journal of Learning and Technological Innovation*, 4(1), 42–51. <https://doi.org/10.57255/intellect.v4i1.1385>
- Sari, E., Yamin, M., Purba, H., & Sembiring, R. (2021). Comparison of Land Law Systems: A Study on Compensation Arrangements and Reappraisal of Land Acquisition for Public Interest between Indonesia and Malaysia. *International Journal of Criminology and Sociology*, 10, 872–880. <https://doi.org/10.6000/1929-4409.2021.10.103>
- Schmidheiny, K. (2025). Functional Form in the Linear Model. In *Short Guides to Microeconometrics*. University of Basel. <https://www.schmidheiny.name/teaching/functionalform2up.pdf>
- Selim, H. (2009). Determinants of house prices in Turkey: Hedonic regression versus artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 36(2, Part 2), 2843–2852. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.044>
- Setiowati, R., Koestoer, R. H., & Andajani, R. D. (2024). Valuation of urban green

- open space using the Hedonic price model. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 10(2), 451–472.
<https://doi.org/10.22035/gjesm.2024.02.03>
- Shabrina, S., Purnamasari, W. D., & Wijaya, I. N. S. (2025). Faktor-faktor yang Memengaruhi Harga Lahan Kecamatan Taman. *Journal of Urban and Regional Planning Society*, 1(4), 7–20.
<https://jurpas.ub.ac.id/index.php/jurpas/article/view/57>
- Shapley, L. S. (1953). A Value for n-Person Games. In H. W. Kuhn & A. W. Tucker (Eds.), *Contributions to the Theory of Games* (Vol. 2, pp. 307–317). Princeton University Press.
- Sharma, H., Harsora, H., & Ogunleye, B. (2024). An Optimal House Price Prediction Algorithm: XGBoost. *Analytics*, 3, 30–45.
<https://doi.org/10.3390/analytics3010003>
- Sidipurwanti, E., Harjanti, L. T., Yusa, Z., Rahmawati, A., & Kurniasari, T. S. (2020). *Penelitian Pengembangan Ekonomi Pertanahan bagi Kesejahteraan Masyarakat*. Pusat Pengembangan dan Standarisasi Kebijakan Agraria, Tata Ruang dan Pertanahan, Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional.
- Sodnomdavaa, T., Gurbazar, E., & Sodnomdavaa, T. (2025). Application of machine learning algorithms in real estate valuation. *International Journal of Advanced and Applied Sciences*, 12(12), 237–243.
<https://doi.org/10.21833/ijaas.2025.12.021>
- Sriram, D. V. N., Reddy, B. L. K., Reddy, K. D. K., & Ramesh, S. (2025). Real Estate Price Prediction Using Machine Learning and Data Analytics. *International Journal of Research and Scientific Innovation*, 12(10).
<https://doi.org/10.51244/IJRSI.2025.1210000225>
- Sudibyanung, Dewi, A. R., & Christine, R. V. (2020). *Buku Ajar Dasar-dasar Penilaian Aset dan Properti: Konsepsi Nilai*. STPN Press bekerja sama dengan Program Studi Diploma IV Pertanahan.
<http://repository.stpn.ac.id/id/eprint/284>
- Surya, B., Ahmad, D. N. A., Sakti, H. H., & Sahban, H. (2020). Land Use Change, Spatial Interaction, and Sustainable Development in the Metropolitan Urban Areas, South Sulawesi Province, Indonesia. *Land*, 9(3), 95.
<https://doi.org/10.3390/land9030095>

- Surya, B., Menne, F., Sabhan, H., Suriani, S., Abubakar, H., & Idris, M. (2021). Economic Growth, Increasing Productivity of SMEs, and Open Innovation. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(1), 20. <https://doi.org/10.3390/joitmc7010020>
- Susanto, I., Lopian, A. L. C. P., & Maramis, M. T. B. (2023). Analisa Pelaksanaan Lelang Eksekusi Hak Tanggungan pada Kantor Pelayanan Kekayaan Negara dan Lelang Manado. *Jurnal Pembangunan Ekonomi Dan Keuangan Daerah*, 24(4), 444–454. <https://doi.org/10.35794/jpekd.45992.24.4.2023>
- Swarnkar, V., Ralhan, S., & Singh, M. (2026). Correlation Based Feature Importance Analysis for Improving Machine Learning Stability Predictions in Hybrid PV Systems. *Scientific Reports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-37270-y>
- Syahputri, A. Z., Fallenia, F. Della, & Syafitri, R. (2023). Kerangka Berfikir Penelitian Kuantitatif. *Tarbiyah: Jurnal Ilmu Pendidikan Dan Pengajaran*, 2(1), 160–166. <https://doi.org/10.64464/tarbiyah.v2i1.25>
- Taherdoost, H. (2022). What are Different Research Approaches? Comprehensive Review of Qualitative, Quantitative, and Mixed Method Research, Their Applications, Types, and Limitations. *Journal of Management Science & Engineering Research*, 5(1), 53–63. <https://doi.org/10.30564/jmser.v5i1.4538>
- Tarasov, S., & Dessoulavy-Śliwiński, B. (2024). Algorithm-Driven Hedonic Real Estate Pricing – An Explainable AI Approach. *Real Estate Management and Valuation*, 33(1), 22–34. <https://doi.org/10.2478/remav-2025-0003>
- Team, Rs. (2024). *RStudio: Integrated Development Environment for R*. Posit Software, PBC. <https://posit.co/products/open-source/rstudio/>
- Usman, S., & Syam, R. F. (2024). Predictive Sparepart Maintenance Menggunakan Algoritma Machine Learning Extreme Gradient Boosting Regressor. *Journal of System and Computer Engineering (JSCE)*, 5(2), 249–258.
- van Witteloostuijn, A., Vanderstraeten, J., Slabbinck, H., Dejardin, M., Hermans, J., & Coreynen, W. (2022). From explanation of the past to prediction of the future: A comparative and predictive research design in the Social Sciences. *Social Sciences & Humanities Open*, 6(1), 100269. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2022.100269>
- Vivekananda, G. S., Suyudi, B., & Widiyantoro, S. (2026). Integrasi Data

Pertanahan dalam Pembaruan Data Pajak Bumi dan Bangunan Perdesaan dan Perkotaan di Cakranegara Utara, Kota Mataram. *Tunas Agraria*, 9(1), 85–116. <https://doi.org/10.31292/jta.v9i1.501>

Wang, K., Wang, Y., & Yang, Z. (2025). The Mass Appraisal Study of Taxable Price of Commodity Housing Based on Automated Valuation Models. *Journal of Innovation and Development*, 10(3), 1–10. <https://doi.org/10.54097/3bf94c14>

Wang, M., Fu, W., He, X., Hao, S., & Wu, X. (2020). A Survey on Large-scale Machine Learning. *ArXiv Preprint ArXiv:2008.03911*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.03911>

Warjiyono, Rais, A. N., Alfarobi, I., Hadi, S. W., & Kurniawan, W. (2024). Analisa Prediksi Harga Jual Rumah Menggunakan Algoritma Random Forest Machine Learning. *JURSISTEKNI (Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi)*, 6(2), 416–423.

Wei, C., Fu, M., Wang, L., Yang, H., Tang, F., & Xiong, Y. (2022a). The Research Development of Hedonic Price Model-Based Real Estate Appraisal in the Era of Big Data. *Land*, 11(3). <https://doi.org/10.3390/land11030334>

Wei, C., Fu, M., Wang, L., Yang, H., Tang, F., & Xiong, Y. (2022b). The Research Development of Hedonic Price Model-Based Real Estate Appraisal in the Era of Big Data. *Land*, 11(3), 334. <https://doi.org/10.3390/land11030334>

Wendt, P. F. (2021). *Theory of Urban Land Values*. <https://www.jstor.org/>

Wickham, H., & Grolemund, G. (2017). *R for Data Science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data*. O'Reilly Media. <https://r4ds.hadley.nz/>

Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance. *Climate Research*, 30(1), 79–82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>

Yulianto, C. (2024). Model Penilaian Tanah Massal Berbasis Bidang Tanah Menggunakan Algoritma Random Forest di Kota Surakarta. *Jurnal Pertanahan*, 14(1), 26–39. <https://doi.org/10.53686/jp.v14i1.204>

Zaki, J., Nayyar, A., Dalal, S., & Ali, Z. H. (2022). House Price Prediction Using

Hedonic Pricing Model and Machine Learning Techniques. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 34(27), e7342. <https://doi.org/10.1002/cpe.7342>

Zhao, X. (2024). Analysing Melbourne's Property Market Dynamics: A Hedonic Price Prediction Approach Using Real Estate Data. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 143, 48–64. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/2024.GA18958>

Zilli, C. A., Bastos, L. C., & da Silva, L. R. (2024). Machine Learning Models in Mass Appraisal for Property Tax Purposes: A Systematic Mapping Study. *Aestim*, 84, 31–52. <https://doi.org/10.36253/aestim-15792>

Zulkarnain, & Arvianti, T. (2021). An Analysis of Implicit Value of Property Characteristics in Residential Property Prices using a Hedonic Value Approach. *International Journal of Technology*, 12(6), 1168–1176. <https://doi.org/10.14716/ijtech.v12i6.5216>