

***AUTOMATED VALUATION MODEL UNTUK ESTIMASI
NILAI PASAR RUMAH BERBASIS JARINGAN
SARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION****

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

DISUSUN OLEH:

MUHAMMAD FARUQ RAHMAN MAULA

H76216065

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA**

2022

LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

NAMA : Muhammad Faruq Rahman Maula

NIM : H76216065

JUDUL : *Automated Valuation Model* Untuk Estimasi Nilai Pasar Rumah
Berbasis Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Menyatakan dengan ini bahwa skripsi yang saya buat adalah asli (orisinil) karya saya sendiri dan belum pernah diterbitkan/ dipublikasikan dalam bentuk apapun dan dimanapun.

Apabila dikemudian hari ternyata saya memberikan pernyataan palsu dan/ atau ada pihak lain yang mengklaim bahwa karya saya adalah hasil karya milik orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar dan pembatalan kelulusan yang telah diperoleh dari UIN Sunan Ampel Surabaya serta sanksi lain sesuai dengan peraturan perundangan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tanpa ada paksaan dari pihak manapun.

Surabaya, 11 Oktober 2022

Yang membuat pernyataan,



Muhammad Faruq Rahman Maula

NIM. H76216065

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

JUDUL : *AUTOMATED VALUATION MODEL* UNTUK ESTIMASI NILAI PASAR
RUMAH BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN
BACKPROPAGATION

NAMA : MUHAMMAD FARUQ RAHMAN MAULA

NIM : H76216065

Mahasiswa telah melakukan proses bimbingan dan dinyatakan layak
untuk mengikuti Sidang Skripsi

Surabaya, 11 Oktober 2022

Menyetujui,

Dosen Pembimbing 1



(Achmad Teguh Wibowo, MT)

NIP. 198810262014031003

Dosen Pembimbing 2



(Mujib Ridwan, MT)

NIP. 198604272014031004

LEMBAR PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi Muhammad Faruq Rahman Maula ini telah dipertahankan
di depan tim penguji
Surabaya, 27 Oktober 2022

Mengesahkan,

Dosen Penguji 1


Achmad Teguh Wibowo, M.T
NIP. 198810262014031003

Dosen Penguji 2


Mujib Ridwan, MT
NIP. 198604272014031004

Dosen Penguji 3


Ahmad Yusuf, M. Kom
NIP. 199001202014031003

Dosen Penguji 4


Khalid, M. Kom
NIP. 197906092014031002

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya



Dr. A Saepul Hamdani, M.Pd
NIP. 196507312000031002



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : MUHAMMAD FARUQ RAHMAN MAULA
NIM : H76216065
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI/ SISTEM INFORMASI
E-mail address : mfaruqrm@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)
yang berjudul :

AUTOMATED VALUATION MODEL

UNTUK ESTIMASI NILAI PASAR RUMAH

BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 07 November 2022
Penulis

(M. Faruq Rahman Maula)

ABSTRAK

AUTOMATED VALUATION MODEL* UNTUK ESTIMASI NILAI PASAR RUMAH BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION

Oleh:

Muhammad Faruq Rahman Maula

Kebutuhan akan rumah tinggal yang meningkat tentunya berpengaruh kepada peningkatan jumlah transaksi rumah di berbagai wilayah. Setiap wilayah tentunya memiliki nilai tersendiri berdasarkan karakteristik tertentu yang menjadi acuan sebagai tempat tinggal. Penilaian nilai pasar rumah (Appraisal) menjadi hal yang penting ketika pemilik rumah hendak melakukan penjualan properti dengan nilai sesuai dengan standar yang berlaku. *Computer-assisted Mass Appraisal (CAMA)* mengalami perkembangan hingga menghasilkan metode *Automated Valuation Model (AVM)* yaitu penilaian otomatis dengan alat yang mampu memberikan penilaian properti menggunakan pemodelan matematika yang digabungkan dengan *database*. Penerapan *AVM* menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dapat memudahkan *appraisal* dengan adanya pembobotan pada masing-masing kriteria baik dari kriteria tanah dan bangunan yang akan dinilai. *AVM* yang didasarkan pada metodologi JST mencakup berbagai karakteristik properti sebagai *input* dan estimasi nilai pasar sebagai *output*. Salah satu metode JST yaitu *backpropagation* yang berperan dalam pelatihan jaringan dengan tujuan penyeimbangan antara kemampuan pengenalan pola dengan pemberian respon yang benar terhadap pola input serupa namun tidak sama persis dengan pola yang digunakan dalam pelatihan tersebut. Klasifikasi dari *AVM* dengan algoritma JST *backpropagation* yang diukur menggunakan *Confusion Matrix* menghasilkan *accuracy* sebesar 80%.

Kata kunci: *Appraisal, Automated Valuation Model, Jaringan Saraf Tiruan, Backpropagation*

ABSTRACT

AUTOMATED VALUATION MODEL FOR HOUSE MARKET VALUE ESTIMATION NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION BASED

By:

Muhammad Faruq Rahman Maula

The increasing need for residential houses certainly affects the increase in the number of house transactions in various regions. Each region certainly has its own value based on certain characteristics that become a reference as a place to live. House market valuation (Appraisal) is important when homeowners want to sell property at a value in accordance with applicable standards. Computer-assisted Mass Appraisal (CAMA) has developed to produce the Automated Valuation Model (AVM) method, which is an automatic assessment with a tool capable of providing property assessments using mathematical modeling combined with a database. The application of AVM using an Artificial Neural Network (ANN) can facilitate appraisal by the weighting of each criterion, both from the criteria for land and buildings to be assessed. AVM based on ANN methodology includes various property characteristics as inputs and market estimation value as outputs. One of the ANN methods is backpropagation which plays a role in network training with the aim of balancing pattern recognition abilities by giving the correct response to input patterns that are similar but not exactly the same as the patterns used in the training. Classification of AVM with backpropagation ANN algorithm which is measured using Confusion Matrix produces 80% accuracy.

Keywords: Appraisal, Automated Valuation Model, Neural Network, Backpropagation

Daftar Isi

LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN.....	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI.....	iii
Daftar Tabel	viii
Daftar Gambar	ix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
1.6 Sistematika Penulisan.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Penelitian Terdahulu.....	7
2.2 Dasar Teori	9
2.3 Integrasi Keilmuan	23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	24
3.1 Desain Penelitian	24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Pengumpulan Data.....	31
4.2 <i>Preprocessing Data</i>	33
4.3 Pelatihan Model ML.....	37
4.4 Evaluasi Model ML	37
4.5 Deployment	49
4.5.1 <i>UML Use Case Diagram</i>	49
4.5.2 <i>UML Activity Diagram</i>	49
4.5.3 <i>UML Sequence Diagram</i>	52
4.5.4 <i>UML Class Diagram</i>	53
4.5.5 <i>Desain Interface</i>	54
BAB V PENUTUP.....	56
5.1 Kesimpulan.....	56
5.2 Saran.....	56
DAFTAR PUSTAKA.....	57

Daftar Tabel

Tabel 2. 1 Tingkatan Nilai Akurasi ROC (Rosandy, 2016).....	22
Tabel 3. 1 Variabel <i>Appraisal</i>	25
Tabel 3. 2 Klasifikasi Kategori.....	29
Tabel 4. 1 Kumpulan Dataset <i>Appraisal</i> Rumah Tinggal.....	33
Tabel 4. 2 Pengenalan Pola Data.....	35
Tabel 4. 3 Dataset <i>Appraisal</i> Rumah Tinggal Setelah Data Cleaning.....	36
Tabel 4. 4 Pemberian Label Nilai Pada Variabel Data <i>Appraisal</i>	36
Tabel 4. 5 Hasil Encode.....	37
Tabel 4. 6 <i>Data Training Fold</i> Pertama.....	38
Tabel 4. 7 <i>Data Testing Fold</i> Pertama.....	38
Tabel 4. 8 Hasil K-Fold Cross Validation.....	38
Tabel 4. 9 Hasil Perhitungan <i>Confusion Matrix</i>	42
Tabel 4. 10 Bahan pengujian ROC.....	44
Tabel 4. 11 Nilai Korelasi Variabel Terhadap Nilai Objek.....	34
Tabel 4. 12 Tabel Spesifikasi Rumah.....	50

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Daftar Gambar

Gambar 2. 1 Model Artificial Neural Network (P. Kumar, 2020).....	14
Gambar 2. 2 Arsitektur Jaringan Feed Forward (Fajar, 2016).....	15
Gambar 2. 3 Arsitektur Jaringan Backpropagation (Kasdianto & Aisyah, 2017).....	16
Gambar 2. 4 Tabel Confusion Matrix (Grandini et al., 2020).....	19
Gambar 2. 5 Kurva ROC	21
Gambar 3. 1 Alur Metode Penelitian AVM JST.....	24
Gambar 3. 2 Tahap Pengumpulan Data (Mohotti, 2017).....	26
Gambar 3. 3 Tahapan Data Preprocessing (Andreoini, 2019).....	27
Gambar 3. 4 Model JST Estimasi Nilai Pasar Rumah.....	28
Gambar 3. 5 Skema Pengujian K-Fold Cross Validartion.....	29
Gambar 3. 6 Flowchart Estatval.....	30
Gambar 4. 1 Visualisasi Data Google My Maps	31
Gambar 4. 2 Visualisasi Data Lokasi.....	32
Gambar 4. 3 Kategorisasi Data Appraisal.....	32
Gambar 4. 4 Grafik Nilai Korelasi Variabel Terhadap Nilai Objek	34
Gambar 4. 5 Visualisasi Data Kategorik.....	35
Gambar 4. 6 Hasil Confusion Matrix.....	39
Gambar 4. 7 Kurva ROC dan AUC Kelas A	45
Gambar 4. 8 Kurva ROC dan AUC Kelas B	45
Gambar 4. 9 Kurva ROC dan AUC Kelas C	46
Gambar 4. 10 Kurva ROC dan AUC Kelas D	46
Gambar 4. 11 Kurva ROC dan AUC Kelas E.....	47
Gambar 4. 12 Kurva ROC dan AUC Kelas F.....	47
Gambar 4. 13 Kurva ROC dan AUC Kelas G	48
Gambar 4. 14 Rekapitan Kurva ROC dan Keterangan AUC dari Setiap Kelas	48
Gambar 4. 15 Use Case Diagram Estaval.....	49
Gambar 4. 16 Activity Diagram Sign Up / Login.....	49
Gambar 4. 17 Activity Diagram Input Kritia Rumah	50
Gambar 4. 18 Activity Diagram Estimasi Nilai Rumah	51
Gambar 4. 19 Sequence Diagram Estatval	52
Gambar 4. 20 Class Diagram Estatval	53
Gambar 4. 21 Interface Menu Sign Up.....	54

Gambar 4. 22 Interface Login.....54
Gambar 4. 23 Interface Estimasi Nilai Pasar.....55
Gambar 4. 24 Interface Input Kriteria Rumah.....55



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jumlah penduduk yang meningkat menjadi permasalahan klasik yang dialami oleh masyarakat. Peningkatan jumlah penduduk beriringan dengan kebutuhan rumah tinggal bagi masyarakat juga meningkat karena adanya keterbatasan lahan pada suatu daerah (Makarau, 2012). Kebutuhan akan rumah tinggal yang meningkat tentunya berpengaruh kepada peningkatan jumlah transaksi rumah di berbagai wilayah. Setiap wilayah tentunya memiliki nilai tersendiri berdasarkan karakteristik tertentu yang menjadi acuan sebagai tempat tinggal. Faktor penilaian seperti karakteristik fisik, lokasi, kualitas dan faktor ekonomi lainnya dipertimbangkan dalam analisis (Sarip, 2005).

Faktor-faktor yang mempengaruhi penawaran dan permintaan properti diekspresikan dalam model penilaian. Penilaian nilai pasar rumah (*Appraisal*) menjadi hal yang penting ketika pemilik rumah hendak melakukan penjualan properti dengan nilai sesuai dengan standar yang berlaku (Mustika, 2017). Penaksiran nilai pasar rumah dinilai berdasarkan beberapa kriteria penilaian diantaranya poin aksesibilitas, kegunaan lahan, dan ketersediaan fasilitas umum di sekitar rumah yang turut mempengaruhi nilai pasar pada zona nilai tanah (Primaningtyas, 2012).

Appraisal menggunakan model yaitu representasi dalam kata-kata atau persamaan hubungan antara nilai dan variabel yang mewakili faktor penawaran dan permintaan. Perbedaan karakteristik pada setiap rumah mempengaruhi pembentukan nilai pada tingkat yang berbeda sesuai dengan tingkat apresiasi yang ditunjukkan pasar referensi untuk masing-masing karakteristik tersebut. Karakteristik yang biasanya menentukan nilai pasar memiliki sifat yang berbeda, dan secara umum dapat diklasifikasikan menjadi karakteristik posisi ekstrinsik, karakteristik teknis, dan karakteristik ekonomi (Arcuri, De Ruggiero, Salvo, & Zinno, 2020).

Ada tiga pendekatan penilaian rumah secara tradisional: pendekatan biaya, perbandingan data pasar, dan pendekatan pendapatan (Wang & Li, 2019). Seorang penilai rumah (*appraiser*) diberi kepercayaan untuk menilai nilai pasar properti setelah beberapa proses pelatihan. Standar Penilaian Indonesia (SPI) merupakan standar untuk profesi penilai yang pengembangannya dirumuskan oleh Komite Penyusun Standar Penilaian

Indonesia (KPSPI) (Anastasia, 2017). Peraturan etika untuk praktik penilaian, prosedur yang harus diikuti dalam pengembangan, dan komunikasi penilaian ditentukan oleh KEPI SPI. Dalam praktiknya, penilai sering kali mengandalkan data transaksi masa lalu untuk mencapai nilai pasar. Penyesuaian dilakukan untuk setiap perbedaan menggunakan unit pembandingan dan menjadi dasar pembandingan.

Teknologi Informasi (TI) berperan penting untuk membantu *appraiser* dalam penilaian properti. TI telah banyak merevolusi cara untuk mengarsipkan, mengatur, mengelola, dan bekerja dengan informasi, dengan dampak penting pada dunia kerja, bangunan, dan infrastruktur, karena teknologi tersebut membuka cara kerja baru untuk semua disiplin ilmu konstruksi. TI berpotensi untuk menyusun penilaian properti yang andal berdasarkan metodologi evaluatif tradisional, tetapi diimplementasikan secara otomatis. Ide untuk mengotomatiskan pendekatan perbandingan penjualan telah muncul sejak adanya *Computer-assisted Mass Appraisal (CAMA)* yaitu penilaian massal dengan bantuan komputer (Arcuri et al., 2020). CAMA mengalami perkembangan hingga menghasilkan metode *Automated Valuation Model (AVM)* yaitu penilaian otomatis dengan alat yang mampu memberikan penilaian properti menggunakan pemodelan matematika yang digabungkan dengan *database* (Renigier-Bilozor, Janowski, & D'Amato, 2019).

AVM digunakan untuk menunjang dan memudahkan *appraiser* demi meningkatkan akurasi dan kecepatan dalam proses penilaian properti. Penggunaan AVM bagi penilai dapat menghasilkan penilaian dengan mempertimbangkan lebih banyak faktor ekonomi daripada yang biasanya dipertimbangkan dalam penilaian properti tunggal konvensional. Sebagian besar model penilaian menghitung nilai rumah pada titik koordinat pada waktu tertentu dengan menganalisis nilai rumah yang sebanding dengan menerapkan metode berorientasi pasar (Sarip, 2005).

AVM didasarkan pada dua pendekatan utama, model nilai pasar hedonis dan model penjualan berulang dan termasuk jaringan saraf, sistem pakar, analisis regresi, dan model indeks (Ibrahim, 2006). AVM secara umum terdiri dari tiga komponen yaitu antarmuka pengguna, basis pengetahuan, dan mesin inferensi mirip dengan sistem pakar. Mesin inferensi berisi logika bagaimana penilai menilai properti sementara basis pengetahuan berisi informasi tentang properti real estat. Antarmuka pengguna adalah bagian di mana pengguna memasukkan informasi mengenai properti yang akan dinilai. Sistem pakar memerlukan pekerjaan awal yang ekstensif karena *database* properti harus dikumpulkan.

Mesin inferensi akan membandingkan informasi yang diberikan oleh pengguna dengan informasi yang ada di database dan selanjutnya akan diberikan estimasi nilai pasar properti. Sistem pakar tidak akan mengajar dirinya sendiri tetapi penilai akan memanfaatkan data untuk mengembangkan faktor penilaian. (Ibrahim, 2006).

Terdapat beberapa model yang pernah diteliti untuk membantu penilaian rumah diantaranya, Jaringan Saraf Tiruan (JST), *Multiple Regression Analysis*, *Tree-Based Model*, *Hierarchical Model*, *Reasoning-Based Model*. Salah satu *Reasoning-Based Model* yaitu *Case Based Reasoning (CBR)*. Metode *CBR* mirip dengan metode penilaian perbandingan data pasar, membutuhkan waktu yang sangat singkat untuk menyelesaikan proses penilaian, lebih mudah untuk menemukan kecocokan untuk properti objek (Wang & Li, 2019). Kelemahan *CBR* diantaranya pengetahuan konsisten secara internal tetapi kelemahan akurasi bisa terjadi karena kesalahan ahli atau kesalahpahaman pada tahap akuisisi. *CBR* memerlukan sejumlah data properti objek serupa yang sudah disimpan di perpustakaan kasus untuk mencapai kecocokan terbaik karena sistem *CBR* lebih bergantung pada perpustakaan kasus. *CBR* memiliki kemampuan untuk memanfaatkan data yang tersedia sebagai kasus memberikan kesempatan untuk mengurangi upaya akuisisi pengetahuan (Goebel, 2007).

Model penilaian rumah lainnya salah satunya JST yang memiliki kelebihan diantaranya kemampuan adaptasi yang baik sehingga ketika lingkungan atau sistem yang dikendalikan bervariasi dari waktu ke waktu kinerja sistem. JST mempelajari perilaku sistem dengan menggunakan data input-output sistem sehingga tidak memerlukan pembaruan saat input berubah. Kemampuan pembelajaran dan generalisasi JST memungkinkannya untuk mengatasi masalah varian waktu nonlinier secara lebih efektif. Kekurangan JST diantaranya struktur internal jaringan tersembunyi dan mungkin tidak mudah diduplikasi, bahkan menggunakan input data yang sama. Langkah-langkah perantara sistem tidak dapat diperiksa sehingga menyebabkan kurangnya akuntabilitas JST. Membutuhkan keahlian untuk menentukan ukuran dan struktur JST yang tepat yang menentukan nilai real estat (Goebel, 2007).

Penerapan AVM menggunakan JST dapat memudahkan *appraisal* dengan adanya pembobotan pada masing-masing kriteria baik dari kriteria tanah dan bangunan yang akan dinilai. AVM yang didasarkan pada metodologi JST mencakup berbagai karakteristik properti sebagai *input* dan estimasi nilai pasar sebagai *output*. JST bekerja dengan

menyesuaikan bobot untuk berbagai karakteristik sehingga perkiraan nilai pasar akan mendekati nilai pasar sebenarnya hingga tercapai kisaran yang dapat diterima (Ibrahim, 2006). Keuntungan JST dalam pemodelan sistem adalah JST menyesuaikan dirinya untuk mereproduksi output model. JST berkinerja baik untuk memodelkan hubungan non-linier karena karakteristiknya dari regresi semi-parametrik oleh karena itu JST masih menjadi model paling populer yang digunakan dalam model berbasis AI. (Wang & Li, 2019). JST bersifat fleksibel dan relatif mudah untuk dikonsep. JST dapat menjelaskan non-linearitas dalam data dan dapat mengenali dan mencocokkan pola yang rumit, tidak jelas, atau tidak lengkap dalam data. Studi yang diselesaikan menunjukkan bahwa keakuratan jaringan saraf sebanding dengan pendekatan probabilistik dalam hal kekuatan prediksi (Glumac & Des Rosiers, 2018).

JST terdiri dari beberapa metode salah satunya yakni metode *backpropagation* yang berperan dalam pelatihan jaringan dengan tujuan penyeimbangan antara kemampuan pengenalan pola dengan pemberian respon yang benar terhadap pola input serupa namun tidak sama persis dengan pola yang digunakan dalam pelatihan tersebut (Sinurat, 2020). Keuntungan JST Backpropagation memiliki kemampuan pemetaan non-linear yang kuat dan struktur jaringan yang fleksibel (Zhou, Ji, Chen, & Zhang, 2018). Pengembangan AVM dibutuhkan terutama menggunakan JST oleh karena itu perlu dilakukan penelitian terkait pengembangan **AUTOMATED VALUATION MODEL UNTUK ESTIMASI NILAI PASAR RUMAH BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**, sehingga hasil penelitian dapat membantu penilai properti untuk menentukan nilai pasar berdasarkan data-data yang relevan.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang dipaparkan pada latar belakang dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana mengembangkan *Automated Valuation Model (AVM)* untuk estimasi nilai pasar rumah berbasis Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*?
2. Bagaimana mengukur performa *AVM* untuk estimasi nilai pasar rumah berbasis JST *Backpropagation*?

1.3 Batasan Masalah

Demi menjaga kualitas hasil penelitian sebagai fokus penelitian, maka ditentukan batasan-batasan masalah ditentukan diantaranya:

1. Sistem digunakan untuk melakukan estimasi nilai pasar rumah tinggal berdasarkan pola data yang telah didapat.
2. Data yang digunakan berasal dari Kantor Jasa Penilai Publik (KJPP) Firmansyah dan Rekan Cabang Surabaya di wilayah Surabaya dan Sidoarjo tahun 2019-2022
3. Beberapa data tidak dapat diolah secara otomatis karena memerlukan proses *adjustment* atau penyesuaian nilai dari opini *appraiser*.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang dirumuskan dari latar belakang masalah, maka penelitian ditujukan untuk:

1. Merancang dan membangun sistem *AVM* yang dapat membantu penilai properti dalam pengambilan keputusan dalam penilaian nilai pasar rumah menggunakan *JST backpropagation*.
2. Mengevaluasi performa penerapan *JST* pada sistem *AVM* agar dapat membantu proses penilaian nilai pasar rumah.

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini dapat memberikan manfaat baik secara akademis untuk penelitian selanjutnya maupun praktis untuk pengerjaan *appraisal*.

1.5.1 Manfaat Akademis

Penelitian ini bisa menjadi sumbangan keilmuan dan dijadikan bahan diskusi untuk memperluas pengetahuan dan penelitian tentang *AVM* serta penggunaan *JST* khususnya *Backpropagation*.

1.5.2 Manfaat Praktis

Sistem dapat membantu *appraiser* untuk mempermudah proses penilaian nilai pasar rumah serta meningkatkan akurasi penilaian berdasarkan data yang relevan.

1.6 Sistematika Penulisan

Tata cara penulisan skripsi telah diatur berdasarkan sistematika yang berlaku, adapun aturan penulisan yang dimaksud sebagai berikut.

1. BAB I PENDAHULUAN

Uraian latar belakang permasalahan, rumusan masalah, batasan, tujuan serta manfaat dilakukannya penelitian tertera pada bab pendahuluan.

2. BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Penjelasan penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian yang dilakukan menjadi bagian dari tinjauan pustaka. Istilah-istilah yang mendasari penelitian dijelaskan pada dasar teori, serta integrasi keilmuan dari penelitian ini.

3. BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Uraian berupa tahapan logis yang terstruktur dalam penyelesaian penelitian ini dirangkai pada bab ketiga.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian tentang *AVM* berbasis *JST Backpropagation* menghasilkan pembahasan yang dijelaskan pada bab ini.

5. BAB V PENUTUP

Hasil dan pembahasan dari penelitian ini disimpulkan, kemudian saran dan masukan diberikan demi pengembangan untuk penelitian yang akan dilakukan setelahnya disertakan pada bab penutup.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Untuk menambah pemahaman tentang penelitian maka perlu adanya referensi dari penelitian-penelitian terdahulu yang menjadi sumber untuk melakukan pengembangan penelitian. Penelitian dengan judul *Practice briefing – Automated valuation Models (AVMs): Their Role, Their Advantages And Their Limitations* oleh (Glumac & Des Rosiers, 2020) menyimpulkan bahwa fitur yang ditinjau ini mempengaruhi kualitas penilaian dalam dua tahap: pengembangan dan penggunaan. Demi meningkatkan kualitas AVM secara keseluruhan, pemodel dan praktisi harus menyarankan aspek yang lebih luas dari fitur yang ditinjau untuk memperhitungkan kerumitan teknis, penggunaan, tetapi juga multi disiplin. Tinjauan fitur dan propertinya hanya dibahas dengan contoh literatur yang akan cukup untuk menggambarkan keterampilan mereka. Kajian tersebut mencakup selain pendekatan penilaian tradisional: (1) pengguna akhir, (2) tujuan penilaian sekunder, (3) objek penilaian, (4) tanggapan harga, (5) kelas penentu nilai, dan (6) fokus. Semua fitur yang terdaftar harus disertakan dalam proses pengembangan AVM untuk mengamankan kualitas. Tinjauan pustaka umum ini bergantung pada pilihan referensi yang relatif luas tetapi selektif. Mungkin proses tinjauan pustaka yang sistematis juga dapat memvalidasi aspek atau fitur yang diusulkan. Penelitian lebih lanjut harus dibangun berdasarkan tinjauan ini dalam mencari kerangka kerja konseptual baru untuk AVM untuk melengkapi pendekatan penilaian tradisional dan untuk menghubungkan semua fitur yang terdaftar.

Penelitian oleh (Glumac & Des Rosiers, 2018) dengan judul *“Real Estate and Land Property Automated Valuation Systems: A Taxonomy and Conceptual Model”* menghasilkan model kontribusi dua sisi dari makalah ini, taksonomi dan kerangka konseptual. Untuk mengatasi dengan tepat pengertian yang luas tentang penggunaan model penilaian otomatis, makalah ini memperkenalkan sistem penilaian otomatis sebagai istilah dan taksonominya berdasarkan pada aspek utama, properti, dan pengukuran. Taksonomi yang diusulkan bersifat non-hierarkis karena semua sistem penilaian otomatis memiliki kepentingan yang sama dan masing-masing memiliki aspek ini. Lebih lanjut, model konseptual merepresentasikan hubungan antar faset. Model konseptual untuk sistem penilaian otomatis didasarkan pada sistem pendukung keputusan yang divisualisasikan yang terdiri dari keputusan, pengguna akhir, data antarmuka dan model.

Penelitian oleh (Abidoye & Chan, 2017) dengan judul “*Artificial Neural Network in Property Valuation: Application Framework and Research Trend*” menyatakan bahwa analisis ini mengungkapkan bahwa dalam menerapkan model JST pada penilaian properti, terdapat fleksibilitas dalam pengoperasiannya. Ini karena, konstruksi model JST hanya membutuhkan sedikit data sampel, sedikit variabel yang dapat digunakan, arsitektur jaringan yang berbeda dapat dirancang untuk konstruksinya dan cukup banyak perangkat lunak yang dapat digunakan untuk analisisnya. Studi ini menetapkan kemampuan prediksi yang baik dari model JST dibandingkan teknik penilaian lain dari artikel yang ditinjau. Namun, prinsip penerapannya harus ditaati secara ketat untuk mencapai estimasi penilaian yang andal dan akurat.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh (Peter, Okagbue, Obasi, & Akinola, 2020) tentang “*Review on the Application of Artificial Neural Networks in Real Estate Valuation*” menunjukkan bahwa JST berhasil menghasilkan hasil penilaian bebas kesalahan. Ia memiliki kemampuan untuk memilih pemeriksaan pajak di perusahaan real estat, serta membantu dalam pengembangan sistem pendukung keputusan untuk evaluasi dan juga audit proses evaluasi real estat, di antara manfaat lainnya.

Penelitian berikutnya tentang “*Impact of Artificial Neural Networks Training Algorithms on Accurate Prediction of Property Values*” oleh (Yacim & Boshoff, 2018) hasil penelitian ini mengungkapkan bahwa meskipun LMANN memiliki kinerja terbaik dalam hal akurasi prediksi dalam 10 dan 20% dari nilai yang dinilai dan urutan peringkat keandalan kinerja, model tersebut ditolak atas dasar non-transparansi dan penerapan dalam penilaian massal. Hasilnya mendukung model semi-log yang meskipun dalam konteks akurasi prediktif berada di bawah LMANN tetapi lebih disukai sebagai yang terbaik dalam konteks kesederhanaan, konsistensi, lokasi, transparansi, dan penerapan dalam domain penilaian massal.

Penelitian berikutnya berjudul “*Modeling Property Values in Nigeria Using Artificial Neural Network*” dilakukan oleh (Abidoye & Chan, 2017) menyatakan bahwa kemampuan prediksi model JST diselidiki dalam penelitian ini menggunakan pasar properti metropolis Lagos sebagai wilayah studi. Data transaksi yang dikumpulkan dari perusahaan real estat terdaftar di metropolis Lagos diproses dan digunakan untuk mengembangkan model JST tiga lapis. Kemampuan prediksi model yang dikembangkan berdasarkan nilai r^2 , MAE, MAPE dan RMSE yang memuaskan menunjukkan bahwa teknik penilaian JST dapat

diterapkan secara layak dan memprediksi perkiraan penilaian yang akurat dan andal yang memuaskan di pasar properti metropolis Lagos.

Berdasarkan penelitian oleh (Tabales et al., 2013) yang berjudul “Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Price” menggunakan beberapa variabel sebagai kriteria appraisal diantaranya kawasan objek penilaian, luas tanah, luas bangunan beserta spesifikasinya seperti usia bangunan, lantai, jenis kusen, dll. beberapa penelitian diatas dapat menjadi referensi dalam menyusun rangkaian metode penelitian untuk wilayah Indonesia. Dimulai dengan tahap pengumpulan data penilaian properti di wilayah tertentu untuk mengetahui kriteria penilaian yang berlaku di wilayah Indonesia seperti pada penelitian yang berjudul “Analisa Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya” oleh (Zainuri & Utomo, 2014) dari penelitian didapatkan kriteria penilaian (*appraisal*) diantaranya luas tanah dengan spesifikasi tanah seperti legalitas khusus yang berlaku di Indonesia berupa sertifikat tanah, luas bangunan dengan spesifikasi bangunan seperti tahun bangunan dibangun, listrik, sumber air. Data penilaian yang telah disesuaikan digunakan untuk proses *training* menggunakan metode JST.

2.2 Dasar Teori

Dasar teori berisi penjelasan teori yang relevan dari variabel penelitian sebagai pengetahuan dasar dari penelitian.

2.2.1 Appraisal Real Properti

Appraisal real properti merupakan proses mengestimasi nilai properti yang sangat penting bagi kedua belah pihak antara pembeli dengan penjual sebagai dasar negosiasi dan transaksi (You, Pang, Cao, & Luo, 2017). *Appraisal* berupa serangkaian opini mengenai nilai perhitungan manfaat ekonomi dari aset tertentu pada saat tertentu (Mustika, 2017). *Appraisal* adalah taksiran dan pendapat atas nilai aset oleh seorang *appraiser* atau juru taksir nilai rumah berdasarkan interpretasi dari beberapa faktor penilaian karakteristik properti demi tujuan tertentu dan pada waktu tertentu (Yasa, 2016).

2.2.2 Nilai Pasar

Nilai merupakan harga yang layak dibayarkan untuk aset berupa opini manfaat ekonomi dari asset berupa barang maupun jasa. Nilai pasar merupakan estimasi kesimpulan dari tingkat keterjangkauan pasar berdasarkan liabilitas dari hasil pertukaran asset antara pembeli dengan penjual dalam suatu transaksi bebas ikatan pada objek dalam transaksi jual beli pada tanggal penilaian. (Tama, 2017).

Harga adalah sejumlah uang yang diminta, ditawarkan atau harga dibayarkan untuk suatu asset yang masih berisiko adanya intervensi salah satu pihak. Pasar adalah lingkungan dimana barang dan jasa diperdagangkan antara pembeli dan penjual melalui mekanisme pembentukan harga. Pendekatan pasar merupakan indikasi nilai yang dihasilkan dari penilaian perbandingan asset antar aset yang sebanding atau identik yang memuat harga penawaran maupun transaksi. Pertimbangan harga penawaran atau transaksi dari aset yang sebanding digunakan pada proses pendekatan perbandingan data pasar. Pendekatan perbandingan data pasar mempermudah proses identifikasi nilai properti pembanding selanjutnya yang dapat ditentukan dari kriteria pembeda antar properti. Harga penawaran digunakan jika jumlah transaksi dalam waktu dekat hanya sedikit, supaya selisih indikasi nilai tidak terlalu besar maka dilakukan penyesuaian (Tama, 2017).

Nilai tanah adalah nilai pasar yang wajar untuk asset berupa tanah dalam konteks properti ditentukan atau ditetapkan oleh pembeli dan penjual berdasarkan kesepakatan atau persetujuan keduanya dalam kondisi yang wajar hingga terjadi kemufakatan. Harga yang sesuai pada kondisi pasar tertentu di suatu tempat, dan waktu berupa nilai yang layak dihargai untuk sebidang properti (Saprudin & Mahmud, 2019). Nilai tanah didapatkan dengan metode pendekatan data pasar berupa perbandingan nilai antar aset yang sebanding dari informasi harga penawaran atau transaksi sehingga menghasilkan indikasi nilai (Mustika, 2017). Indikasi Nilai tanah didapatkan dari rumus:

Indikasi Nilai Tanah = Harga Jual Properti Pembanding ± Penyesuaian. (1)

2.2.3 *Automated Valuation Model (AVM)*

Automated Valuation Model (AVM) adalah program perangkat lunak komputer berbasis matematika yang menghasilkan perkiraan nilai pasar berdasarkan analisis pasar lokasi, kondisi pasar, dan karakteristik real properti dari informasi yang dikumpulkan sebelumnya dan secara terpisah (Glumac & Des Rosiers, 2018). AVM adalah sistem perangkat lunak yang dapat menghasilkan evaluasi properti dengan cara semi-otomatis berdasarkan pada data *appraisal* (Bergadano, Bertilone, Paolotti, & Ruffo, 2019). AVM adalah layanan yang menggunakan model matematika untuk memberikan perkiraan nilai properti pada titik waktu tertentu (Nils Kok, Eija-Leena Koponen, 2017). AVM menggunakan satu atau lebih teknik matematika untuk memberikan perkiraan nilai real estat tertentu pada tanggal yang ditentukan, disertai dengan ukuran keyakinan dalam keakuratan hasil, tanpa intervensi manusia pasca-inisiasi (Renigier-Bilozor et al., 2019). AVM

merupakan teknologi penyusun penilaian real properti berdasarkan metodologi evaluatif tradisional yang diimplementasikan secara otomatis menggunakan pemodelan matematika yang digabungkan dengan database (Arcuri et al., 2020).

2.2.4 Spesifikasi Model AVM

Dua komponen utama dari penilaian adalah spesifikasi dan kalibrasi. Spesifikasi model adalah proses pengembangan struktur model yang diusulkan. Kalibrasi model berkaitan dengan pengujian struktur model yang ditentukan menggunakan kumpulan data untuk menghasilkan koefisien variabel model. Dalam praktiknya, spesifikasi dan kalibrasi dilakukan dalam proses berulang yang meliputi penentuan model dan pengujian spesifikasi dengan kalibrasi (IAAO, 2018).

Metode Spesifikasi Model AVM didasarkan pada satu atau lebih dari tiga pendekatan nilai (biaya, perbandingan penjualan, dan pendapatan).

A. Spesifikasi Model dengan Pendekatan Biaya

Pendekatan biaya memerlukan estimasi nilai tanah dan bangunan yang terpisah. Rumus pendekatan biaya diubah menjadi spesifikasi model (IAAO, 2018):

$$MV = \pi GQ * [(1 - BQ_D) * RCN + LV] \quad (2)$$

Dimana MV adalah estimasi nilai pasar, πGQ mewakili variabel kualitatif umum seperti lokasi dan waktu, BQ_D adalah variabel kualitatif bangunan yang merepresentasikan depresiasi, RCN adalah biaya penggantian / reproduksi baru, LV adalah nilai tanah.

Jika pihak ketiga menyediakan tabel biaya, merupakan tanggung jawab analis pasar AVM untuk mengkalibrasi tabel biaya ke pasar lokal untuk memberikan indikator nilai yang valid dengan pendekatan biaya.

B. Pendekatan Perbandingan Penjualan

Perbandingan penjualan dapat melibatkan proses dua langkah, di mana penjualan yang sebanding diidentifikasi dan disesuaikan dengan properti subjek, atau spesifikasi dan kalibrasi model perbandingan penjualan langsung.

Metode penjualan yang dapat dibandingkan dalam prosesnya terdiri dari dua langkah, satu model dikembangkan untuk mengidentifikasi penjualan yang sebanding dan model kedua dikembangkan untuk membuat penyesuaian untuk perbedaan antara properti subjek dan properti yang dapat dibandingkan yang diidentifikasi. Model

pertama akan memasukkan item data yang penting dalam menentukan komparabilitas dan mungkin melibatkan perhitungan ukuran ketidaksamaan, seperti metrik Minkowski atau Euclidean. Model kedua akan memasukkan item data yang signifikan dalam memperkirakan nilai secara langsung dari pasar dan digunakan untuk menyesuaikan penjualan sebanding yang dipilih dengan subjek. Spesifikasi model untuk metode penjualan yang sebanding dapat diringkas sebagai berikut (IAAO, 2018):

$$MV_s = SP_c + ADJ_c \quad (3)$$

Dimana MVS mewakili estimasi nilai pasar, SPC mewakili harga jual properti penjualan yang sebanding, dan $ADJC$ merupakan penyesuaian atas penjualan yang sebanding.

C. Metode *Direct Market*

Melibatkan spesifikasi dan kalibrasi model tunggal untuk memprediksi nilai secara langsung. Model tersebut dapat mengambil salah satu dari tiga bentuk: aditif (juga disebut "linier"), perkalian, atau hibrida (juga disebut "nonlinier"). Pada dasarnya, dalam model aditif, kontribusi setiap variabel dalam model dijumlahkan. Dalam model perkalian, kontribusi dikalikan. Model hibrida dapat mengakomodasi komponen aditif dan multiplikasi. Pemilihan spesifikasi model biasanya tergantung pada pengalaman sebelumnya dari analisis pasar dan jenis properti yang dinilai. Model aditif adalah yang paling umum dari ketiganya, berdasarkan tradisi dan ketersediaan program perangkat lunak yang luas. Model nonlinier (hibrid) paling sedikit digunakan karena ketersediaan perangkat lunak yang terbatas, tetapi model ini lebih akurat mencerminkan kombinasi hubungan aditif perkalian di pasar real properti. Model aditif memiliki rumus (IAAO, 2018):

$$MV = B_0 + B_1 * X_1 + B_2 * X_2 + \dots \quad (4)$$

MV adalah variabel dependen, B_0 adalah konstanta, X_i mewakili variabel independen dalam model, dan B_i adalah tingkat atau "koefisien" yang sesuai.

Model multiplikatif terdiri dari tarif dasar (B_0) dan persentase penyesuaian. Mereka memiliki beberapa keunggulan, termasuk kemampuan untuk menangkap hubungan lengkung secara lebih efektif dan kemampuan untuk membuat penyesuaian yang proporsional dengan nilai properti yang dinilai. Model multiplikatif biasanya dikalibrasi menggunakan paket regresi linier. Hal ini memerlukan beberapa variabel

untuk dikonversi ke format logaritmik untuk kalibrasi, yang dapat mempersulit pengembangan dan aplikasi model. Model hybrid (nonlinier) merupakan kombinasi dari model aditif dan multiplikatif. Dengan demikian, mereka secara teoritis adalah alternatif terbaik dari ketiganya, tetapi perangkat lunak relatif terbatas. Spesifikasi model hibrida umum yang memisahkan nilai menjadi komponen bangunan, tanah, dan "lainnya" (mis., Bangunan luar) adalah (IAAO, 2018):

$$MV = \pi GQ * [\pi BQ * \Sigma BA] + \pi LQ * \Sigma LA + \Sigma OA \quad (5)$$

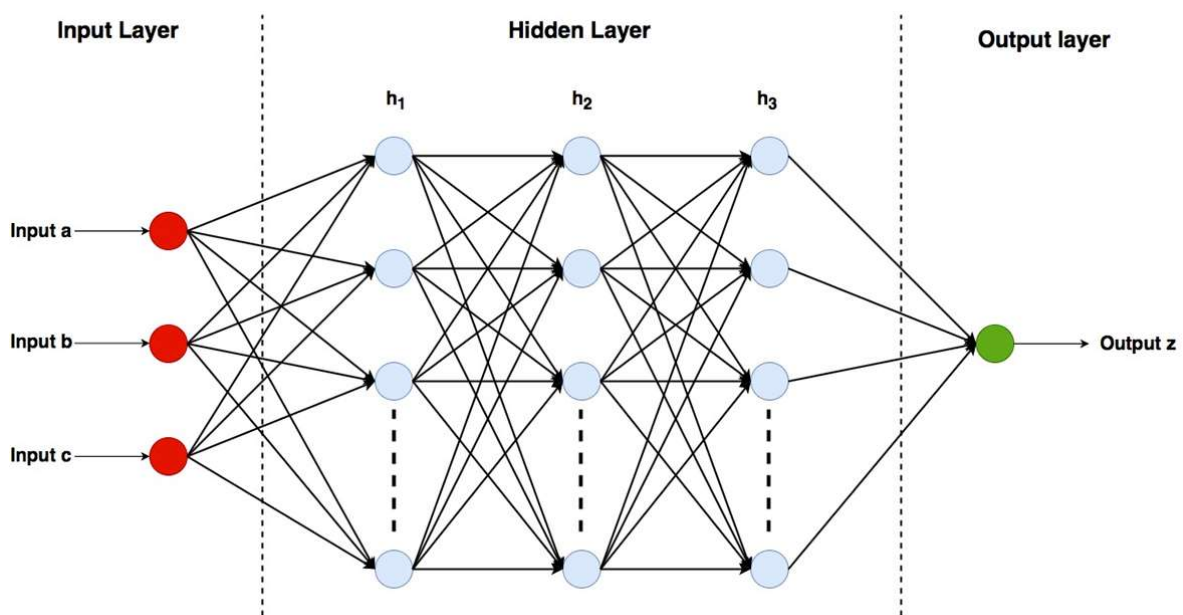
Dimana MV adalah perkiraan nilai pasar, πGQ adalah produk dari variabel kualitatif umum, πBQ adalah produk dari membangun variabel kualitatif, ΣBA adalah jumlah variabel aditif bangunan, πLQ adalah produk dari variabel kualitatif tanah, ΣLA adalah jumlah dari variabel aditif tanah, dan ΣOA adalah penjumlahan dari variabel aditif lainnya.

2.2.5 *Machine Learning*

Machine learning mengacu pada sekumpulan metodologi yang memungkinkan komputer untuk mempelajari hubungan antara representasi numerik dari data dan nilai target tertentu. *Machine learning* mencakup algoritma yang menerapkan pemetaan dari representasi numerik pengamatan ke beberapa nilai target (seperti dalam regresi) atau kategori (seperti dalam klasifikasi). Kesimpulan dari pemetaan semacam itu paling sering dicapai dengan proses yang dikenal sebagai *supervised learning*, dan kadang-kadang dengan *semi-supervised learning* (Hao & Ho, 2019). Dalam cakupan yang lebih luas, pembelajaran mesin juga menyertakan metode untuk menemukan konsentrasi, asosiasi, atau korelasi dalam data, yang biasanya disebut sebagai *unsupervised learning* (Hao & Ho, 2019). Selain itu, ada metode untuk pembelajaran interaktif atau online, dan dalam bentuk yang lebih terstruktur, eksplorasi berorientasi tujuan dalam parameter atau ruang keadaan untuk mengoptimalkan fungsi penghargaan, yang dikenal sebagai *reinforcement* (Hao & Ho, 2019). Daya tarik *machine learning* adalah ia berhasil mengungkap pola yang dapat digeneralisasikan. Faktanya, keberhasilan pembelajaran mesin pada tugas intelijen sebagian besar disebabkan oleh kemampuannya untuk menemukan struktur kompleks yang tidak ditentukan sebelumnya. *Machine learning* berhasil menyesuaikan bentuk fungsional yang kompleks dan sangat fleksibel dengan data (Mullainathan & Spiess, 2017).

2.2.6 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan adalah metode atau sistem komputasi secara unik terinspirasi oleh jaringan biologis otak dan neuron yang membentuk sistem saraf, oleh karena itu, JST kebanyakan meniru otak manusia. Model JST dirancang untuk melakukan tugas (komputasi) dengan belajar dari contoh yang diberikan tanpa harus mengikuti aturan tertentu atau tanpa pengetahuan khusus sebelumnya tentang tugas (Peter et al., 2020). JST belajar dan menyimpan pengetahuan yang diperoleh dengan menyesuaikan nilai bobot koneksi dan nilai ambang neuron (θ). Saat melatih jaringan saraf, beberapa aturan pembelajaran dapat digunakan (Štubňová, Urbaníková, Hudáková, & Papcunová, 2020). Awalnya, JST dirancang untuk meniru proses pembelajaran otak manusia. JST terdiri dari jaringan kompleks neuron buatan yang melakukan tiga fungsi dasar seperti neuron di otak manusia. Jaringan saraf biasanya terdiri dari lapisan masukan, lapisan keluaran, dan setidaknya satu lapisan elemen pemrosesan non-linier, yang dikenal sebagai *hidden layer*. Pada proses pertama JST menerima masukan dari neuron, kemudian JST melakukan training atau pembelajaran hingga JST mengeluarkan hasil pola dari proses pembelajaran (Wang & Li, 2019).



Gambar 2. 1 Model Artificial Neural Network (P. Kumar, 2020)

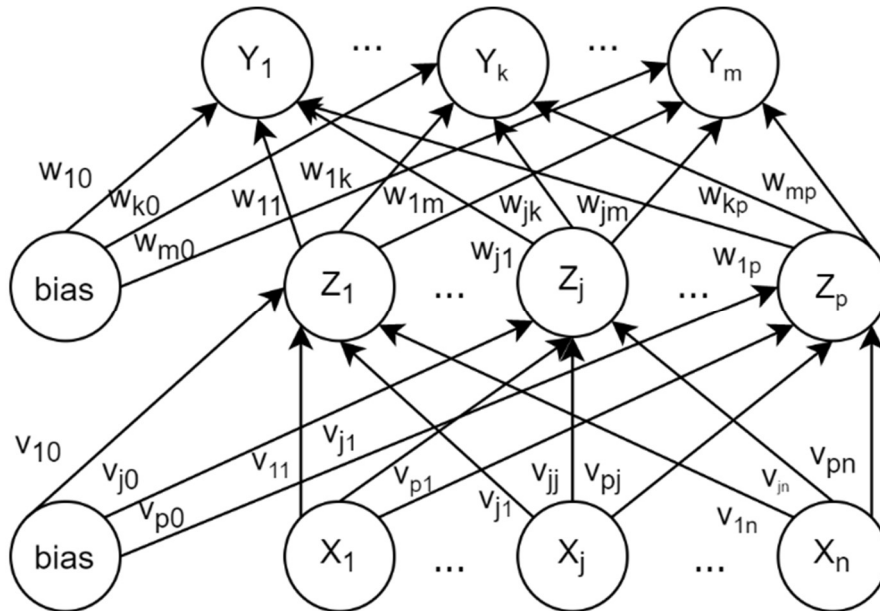
Adapun rumus yang digunakan untuk neuron dari hidden layer:

$$N_h = \frac{N_{in} + N_{out}}{2} + \sqrt{N_s} \quad (3)$$

Dimana N_h adalah jumlah neuron dari *hidden layer*, N_{in} adalah input layer, N_{out} adalah output layer dan N_s adalah jumlah sampel pelatihan (Abido & Chan, 2017).

2.2.7 Feedforward

Feedforward merupakan tahapan ketika neuron input x_i melakukan pengiriman sinyal masuk pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Setiap neuron pada lapisan tersembunyi dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan bias (Nurjaman et al., 2020).



Gambar 2. 2 Arsitektur Jaringan Feed Forward (Fajar, 2016)

2.2.8 Back Propagation

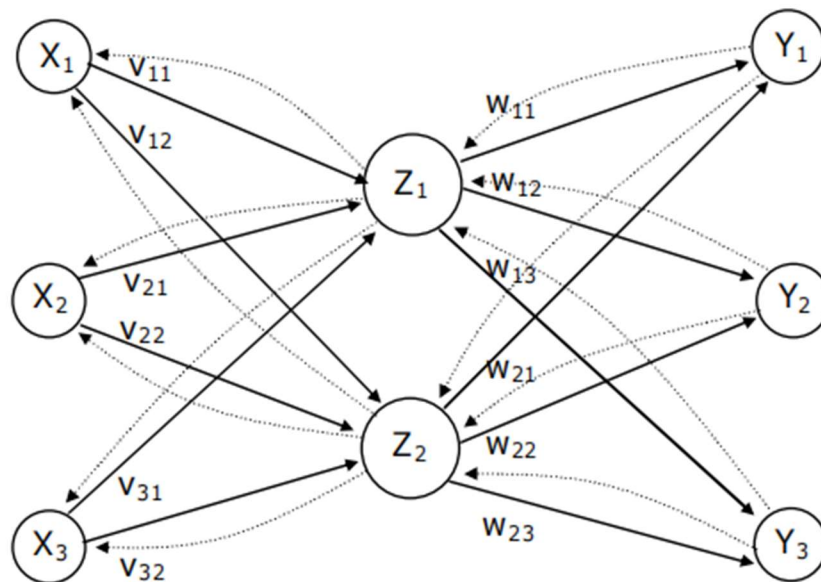
Back Propagation (BP) merupakan algoritma *supervised learning* yang mempunyai banyak lapisan. BP menggunakan error output yang didapat dari tahap perambatan maju (*feedforward*) yang telah dikerjakan terlebih dahulu guna melakukan perubahan nilai dari pembobotannya menggunakan arah mundur (*backward*) (Ahmad Haris H. S., Bambang Herry Purnomo, 2020). Pelatihan BP terdiri dari 3 fase dimulai dari fase maju, fase mundur, dan fase modifikasi bobot. Perhitungan maju dilakukan pada pola input dari lapisan input hingga output pada fase maju. Kemudian sasaran pola yang berhubungan dengan pola input diterima setiap unit output untuk dihitung nilai kesalahan kemudian kesalahan tersebut akan dipropagasikan mundur. Fase modifikasi bobot bertujuan untuk meminimalisir kesalahan yang terjadi setelah fase mundur. Perulangan dilakukan secara terus menerus hingga ketiga fase tersebut memenuhi kondisi penghentian (Kasdianto & Aisyah, 2017).

Aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) adalah lapisan aktivasi pada model yang mengaplikasikan fungsi $(x) = \max(0, x)$ dimana ReLU pada intinya hanya membuat pembatas pada bilangan nol, artinya apabila $x \leq 0$ maka $x = 0$ dan apabila $x > 0$ maka $x =$

x . ReLU hanya menggunakan kondisi if ketika melalui proses forward dan backward. Jika elemen bernilai negatif maka nilainya diset menjadi 0, tidak ada operasi eksponensial, perkalian atau pembagian. ReLU cocok digunakan saat berhadapan dengan jaringan dengan neuron yang banyak untuk mempersingkat waktu training dan testing (Wibawa, 2016). Berikut turunan fungsi aktivasi ReLU (Sitepu & Sigiro, 2021):

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

Dimana x adalah nilai hidden layer untuk memperoleh nilai aktivasi output dari hidden layer itu sendiri dan nilai output layer untuk memperoleh nilai aktivasi output dari output layer itu sendiri (Kasdianto & Aisyah, 2017). Arsitektur Jaringan *Backpropagation* digambarkan pada gambar 2.1 berikut:



Gambar 2. 3 Arsitektur Jaringan Backpropagation (Kasdianto & Aisyah, 2017)

Berikut penjelasan tahapan dari fase dalam pelatihan *backpropagation*:

1. Inisialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil).
2. Pengerjaan langkah-langkah berikut selama kondisi berhenti bernilai FALSE untuk setiap pasangan elemen:

Feedforward:

- a. Setiap unit input (X_i , $i=1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal X_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi).
- b. Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j=1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$Z_in_j = \sum_{i=1}^n X_i \cdot V_{ij} \quad (5)$$

Fungsi aktivasi relu digunakan untuk menghitung sinyal outputnya:

$$Z_j = f(Z_in_j) \quad (6)$$

- c. Setiap unit output ($Y_k, k=1, 2, 3, \dots, m$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot.

$$Y_in_k = \sum_{i=1}^p Z_i \cdot W_{jk} \quad (7)$$

Penggunaan fungsi aktivasi relu untuk menghitung sinyal outputnya:

$$Y_k = f(Y_in_k) \quad (8)$$

- d. Setiap unit output ($Y_k, k= 1, 2, 3, \dots, m$) menerima target pola (T_k) yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, perhitungan gradien errornya (δ_k):

$$\delta_k = (T_k - Y_k) \cdot Y_k \cdot (1 - Y_k) \quad (9)$$

Kemudian gradien error (δ_j) dihitung pada bagian hidden layer:

$$\delta_j = \delta_k W_{jk} \quad (10)$$

Backpropagation:

- a. *Update* bobot dari input layer ke hidden layer:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \mu \cdot \delta_j X_i, \quad (11)$$

dimana μ adalah *learning rate*.

- b. *Update* bobot dari hidden layer ke output layer:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \mu \cdot \delta_j X_i, \quad (12)$$

dimana μ adalah *learning rate*.

3. Jika *error* yang dihasilkan telah tercapai, maka tes kondisi dihentikan.

2.2.9 Python

Python merupakan bahasa pemrograman berorientasi objek tingkat tinggi yang dipelopori oleh Guido van Rossum dengan syntaks yang cukup sederhana (Adawadkar, 2017). *Python* digunakan dalam sejumlah besar aplikasi karena berbagai *library* standar yang menyertainya dan kapasitasnya untuk berintegrasi dengan bahasa lain dan menggunakan fitur-fiturnya. *Python* dapat dengan mudah disematkan dalam aplikasi yang ada yang membutuhkan antarmuka yang dapat diprogram. Salah satu kekuatan terbesar *Python* adalah *library* standarnya yang besar yang menyediakan alat yang cocok untuk

banyak tugas. *Python Enhancement Proposal (PEP)* merupakan mekanisme utama untuk mengusulkan fitur-fitur baru yang utama, untuk mengumpulkan umpan balik tentang suatu masalah, dan untuk mendokumentasikan keputusan desain yang telah diterapkan pada *Python* (Adawadkar, 2017).

2.2.10 Tensorflow

Tensorflow adalah *library software opensource* yang dikembangkan oleh Google untuk komputasi numerik. Tensorflow menyediakan antarmuka untuk mengekspresikan algoritma *Machine Learning* dan aplikasi untuk menjalankan algoritmanya. Penghitungan yang dinyatakan menggunakan TensorFlow dapat dilakukan dengan sedikit atau tanpa modifikasi di berbagai sistem heterogen, mulai dari perangkat seluler seperti ponsel dan tablet, hingga sistem terdistribusi skala besar yang terdiri dari ratusan mesin, dan ke berbagai perangkat komputasi seperti kartu GPU. (Manajang, Jacobus, Elektro, Sam, & Manado, 2020)

2.2.11 Streamlit

Streamlit merupakan *opensource framework* dengan bahasa pemrograman Python yang memudahkan pengembangan web-apps terutama untuk *data science* dan *machine learning* karena terdapat beberapa fitur untuk mempermudah pengembangan model *machine learning*. Streamlit menawarkan visualisasi melalui antarmuka interaktif untuk mengkomunikasikan informasi yang relevan untuk user. Proses deploy pada streamlit cukup mudah melalui platform cloud-sharing Streamlit dan dapat diakses di berbagai platform. (Koh, Joly, & Chan, 2021)

2.2.12 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation merupakan pengujian *cross validation* berfungsi sebagai penilai kinerja metode algoritma dengan pembagian sampel data secara acak yang dikelompokkan sebanyak nilai K *k-fold*. Sebagian *k-fold* digunakan untuk data latih sedangkan sebagian lainnya digunakan untuk data uji (Hutapea, 2018). Pengambilan sampel kasus dilakukan secara acak dari set pembelajaran tanpa pengembalian. Model dilatih menggunakan k himpunan bagian, yang bersama-sama mewakili himpunan pelatihan. Kemudian, model diterapkan ke subset yang tersisa, yang dilambangkan sebagai set pelatihan, dengan pengukuran kinerja. Prosedur ini diulang sampai masing-masing dari k subset telah berfungsi sebagai set pelatihan. (Berrar, 2018)

2.2.13 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan tabel silang yang mencatat jumlah kemunculan antara dua penilai, klasifikasi dari nilai sebenarnya dengan nilai prediksi (Grandini, Bagli, & Visani, 2020). *Confusion Matrix* digunakan untuk pengukuran performa analisa prediktif pada model *machine learning* berbasis klasifikasi berupa tabel perbandingan dari nilai sebenarnya dengan nilai prediksi (Ting, 2017), gambaran tabelnya seperti berikut:

		PREDICTED classification			
		Classes	a	b	c
ACTUAL classification	a	TN	FP	TN	TN
	b	FN	TP	FN	FN
	c	TN	FP	TN	TN
	d	TN	FP	TN	TN

		PREDICTED classification				Total
		Classes	a	b	c	
ACTUAL classification	a	50	37	24	39	150
	b	10	480	5	3	498
	c	14	10	765	1	790
	d	0	2	9	101	112
Total		74	529	803	144	1550

Gambar 2. 4 Tabel Confusion Matrix (Grandini et al., 2020)

Berikut penjelasan dari gambar 2. 4, TP (*True Positive*) jika nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi model positif juga, contohnya pada gambar yang nilai sebenarnya bernilai b dan nilai prediksi b ditandai dengan kotak berwarna pink. FN (*False Negative*) jika nilai prediksi negatif dan berbeda dengan nilai sebenarnya, contohnya pada gambar nilai sebenarnya b namun nilai prediksi selain b yang ditandai dengan kotak berwarna hijau. FP (*False Positive*) jika nilai prediksi positif tapi berbeda dengan nilai sebenarnya, contohnya pada gambar nilai sebenarnya bukan b tapi diprediksi sebagai b ditandai dengan kotak berwarna kuning. TN (*True Negative*) jika nilai nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi model negative juga, contohnya kotak lain selain yang beririsan dengan nilai b. Berikut beberapa rumus perhitungan nilai pada *confusion matrix*:

- a) *Accuracy* digunakan untuk menghitung seberapa akurat prediksi model berdasarkan dari hasil keseluruhan, rumusnya:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (13)$$

- b) *Precision* digunakan untuk menghitung hasil positif yang diklasifikasikan dengan benar, rumusnya:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (14)$$

- c) *Recall* digunakan untuk menghitung kasus positif aktual yang dapat diprediksi dengan benar menggunakan model prediksi, rumusnya:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

- d) *F1-score* merupakan rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall* (Fadli & Hidayatullah, 2019), rumusnya:

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (16)$$

- e) *Macro Average* merupakan rata-rata makro *Precision*, *Recal*, dan *F1-score* dari semua kelas, berikut rumusnya dari (Grandini et al., 2020):

$$Macro Avg Precision = \frac{\sum_{k=1}^K Precision_k}{K} \quad (17)$$

$$Macro Avg Recall = \frac{\sum_{k=1}^K Recall_k}{K} \quad (18)$$

Dimana k merupakan total *Precision* dan *Recall* dari setiap kelas, dan K merupakan banyaknya kelas yang ada sebagai pembagi. *Macro F1-Score* rumusnya seperti berikut:

$$Macro F1 - Score = \frac{2 \times Macro Avg Precision \times Macro Avg Recall}{Macro Avg Precision + Macro Avg Recall} \quad (19)$$

- f) *Weighted Average* merupakan rata-rata terbobot dari setiap kelas, berikut rumusnya dari (Behera, Kumaravelan, & Kumar, 2019):

$$Weighted Avg Precision = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i| / Precision_i}{\sum_i |y_i|} \quad (20)$$

$$Weighted Avg Recall = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i| / Recall_i}{\sum_i |y_i|} \quad (21)$$

$$Weighted Avg F1-Score = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i| / F1 - Score_i}{\sum_i |y_i|} \quad (22)$$

Dimana $\sum_{i=1}^m |y_i|$ merupakan *support* data per kelas dan $\sum_i |y_i|$ merupakan totalnya.

- g) *Micro Average* merupakan rata-rata mikro *Precision*, *Recal*, dan *F1-score* dari semua kelas, berikut rumusnya dari (Takahashi, Yamamoto, Kuchiba, & Koyama, 2022):

$$Micro Avg Precision = \frac{\sum_{i=1}^r TP_i}{\sum_{i=1}^r (TP_i + FP_i)} \quad (23)$$

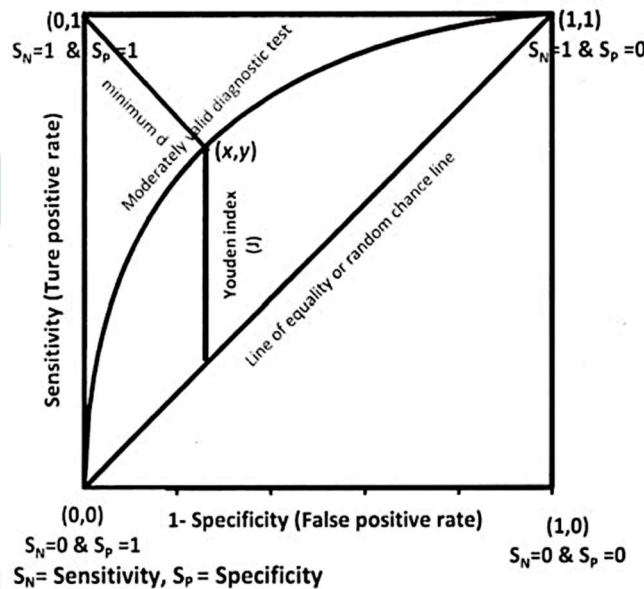
$$Micro\ Avg\ Recall = \frac{\sum_{i=1}^r TP_i}{\sum_{i=1}^r (TP_i + FN_i)} \quad (24)$$

Dimana TP_i merupakan total TP dari setiap kelas, FP_i total FP dari setiap kelas, dan FN_i total FN dari setiap kelas. *Micro F1-Score* atau *accuracy* rumusnya seperti berikut:

$$Micro\ F1 - Score = \frac{2 \times Micro\ Avg\ Precision \times Micro\ Avg\ Recall}{Micro\ Avg\ Precision + Micro\ Avg\ Recall} \quad (25)$$

2.2.14 Receiver Operating Characteristic (ROC)

Receiver Operating Characteristic (ROC) merupakan kurva yang terdiri dari sensitivitas dari *True Positive Rate (TPR)* dan spesifisitas dari *False Positive Rate (FPR)* pada skala ordinal (Kumar & Indrayan, 2011) digunakan untuk mempermudah analisa perbandingan akurasi dari indikator yang berbeda (Bowers & Zhou, 2019).



Gambar 2. 5 Kurva ROC

Sensitivitas *TPR* diukur dari proporsi data positif aktual yang diidentifikasi dengan benar, *True Positive Rate (TPR)* diukur dengan rumus dari (Hirunyanakul, Kerdprasop, & Kerdprasop, 2018) berikut:

$$TPR = TP / (TP + FN) \quad (26)$$

Spesifitas *False Positive Rate (FPR)* diukur dari tingkat kesalahan klasifikasi yang bernilai positif, rumusnya:

$$FPR = FP / (FP + TN) \quad (27)$$

Pada ROC terdapat *Area Under the Curve (AUC)* berupa ukuran gabungan dari sensitivitas dan spesifisitas yang efektif untuk menilai validitas model (Kumar & Indrayan, 2011).

True Negative Rate (TNR) diukur data negatif aktual yang diidentifikasi dengan benar, *TNR* diukur dengan rumus dari (Plieninger et al., 2015) berikut:

$$TNR = TN / (TN + FP) \quad (28)$$

False Positive Rate (FPR) tingkat kesalahan klasifikasi yang bernilai negatif, rumusnya:

$$FNR = FN / (FN + TP) \quad (29)$$

Pada ROC terdapat beberapa tingkatan nilai akurasi seperti pada tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 1 Tingkatan Nilai Akurasi ROC (Rosandy, 2016)

Skala Nilai ROC	Hasil Klasifikasi
0,91 – 1,00	<i>Excellent</i> (sangat bagus)
0,81 – 0,90	<i>Good</i> (bagus)
0,71 – 0,80	<i>Fair</i> (cukup)
0,61 – 0,70	<i>Poor</i> (lemah)
0,51 – 0,60	<i>Failure</i> (gagal)

2.2.15 Unified Modeling Language

UML berupa diagram standar spesifikasi dalam proses dokumentasi alur rancangan perangkat lunak secara spesifik. *UML* adalah diagram visualisasi spesifik yang dibuat sebagai dokumentasi dari sebuah pengembangan sistem berbasis *Object-Oriented*. Standar penulisan *UML* berupa *blueprint* sistem diantaranya konsep bisnis proses, komponen dari sistem *software*, dan skema database (Suendri, 2018). *UML* diimplementasikan dalam perancangan dan pembangunan perangkat lunak dengan dokumentasi spesifik yang dapat dikembangkan menjadi sistem berorientasi objek. (Primadasa & Juliansa, 2020).

- Use case diagram* merupakan diagram interaksi antar *actor* sebagai dokumentasi rangkaian peristiwa berupa kebutuhan fungsional dari sistem.
- Activity diagram* berupa urutan aktivitas proses dalam sistem keseluruhan dari *use case*.
- Sequence diagram* merupakan diagram yang penggambaran kolaborasi dinamis yang terdiri dari beberapa objek dan dimensi vertikal serta dimensi horizontal.
- Class diagram* berupa visualisasi dari struktur pada sistem terdiri dari class-class.

2.3 Integrasi Keilmuan

Rumah sebagai tempat tinggal merupakan salah satu nikmat dari Allah yang hendaknya membuat penghuninya bersyukur. Berdasarkan wawancara dengan pengasuh pondok pesantren Darul Mukhlisin, Probolinggo yang bernama Mohammad Khusnu Milad, M. MT Allah memperingatkan manusia untuk bersyukur salah satunya mensyukuri nikmat tempat tinggal dalam QS. Ibrahim ayat 7 sebagai berikut:

وَإِذْ تَأَذَّنَ رَبُّكُمْ لَئِن شَكَرْتُمْ لَأَزِيدَنَّكُمْ ۖ وَلَئِن كَفَرْتُمْ إِنَّ عَذَابِي لَشَدِيدٌ

Dan (ingatlah juga), tatkala Tuhanmu memaklumkan; "Sesungguhnya jika kamu bersyukur, pasti Kami akan menambah (nikmat) kepadamu, dan jika kamu mengingkari (nikmat-Ku), maka sesungguhnya azab-Ku sangat pedih".

Dari 'Ubaidillah bin Mihshan Al Anshary dari Rasulullah bersabda,

مَنْ أَصْبَحَ مِنْكُمْ آمِنًا فِي سِرْبِهِ مُعَافًى فِي جَسَدِهِ عِنْدَهُ قُوَّةٌ يَوْمَهُ فَكَأَمَّا حَبِزَتْ لَهُ الدُّنْيَا

“Barangsiapa di antara kalian mendapatkan rasa aman di rumahnya, diberikan kesehatan badan, dan memiliki makanan pokok pada hari itu di rumahnya, maka seakan-akan dunia telah terkumpul pada dirinya.” (HR. Tirmidzi no. 2346)

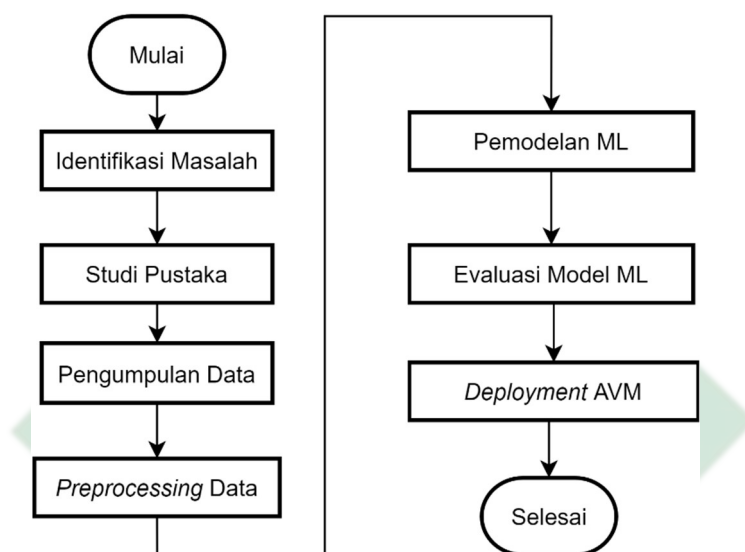
Dari kedua sumber tersebut terdapat anjuran untuk mensyukuri nikmat berupa rumah sebagai tempat tinggal sehingga penghuninya merasa aman di dalamnya.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Automated Valuation Model (AVM) dikembangkan menggunakan algoritma *JST Backpropagation* dengan metodologi penelitian yang digambarkan di gambar 3.1 berikut:



Gambar 3. 1 Alur Metode Penelitian AVM JST

3.1.1 Identifikasi Masalah

Bab pertama memuat latar belakang yang menjadi bahan identifikasi masalah pada penelitian ini. Permasalahan pada penelitian ini adalah pengembangan *AVM* berbasis Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan pengukuran tingkat akurasi dari *AVM* berbasis *JST Backpropagation*. Pengembangan *AVM* ditujukan untuk mempermudah penilai atau *appraiser* dalam menentukan nilai pasar rumah.

3.1.2 Studi Pustaka

Dalam tahapan ini pencarian studi literatur dan pencarian referensi teori yang relevan dengan permasalahan dalam *Automated Valuation Model (AVM)* dilakukan sebagai penunjang penilai properti dalam melakukan penilaian. Pada penelitian terdahulu *AVM* banyak digunakan di berbagai kasus penilaian di luar Indonesia dipadukan dengan penilaian properti sederhana yang berlaku di Indonesia. Beberapa *AVM* menggunakan model *JST*, salah satu *JST* yang dapat digunakan sebagai pengembangan yakni *Backpropagation*.

3.1.3 Pengumpulan Data

Data terkait tentang *AVM* dikumpulkan dari KJPP Firmansyah Cabang Surabaya menggunakan teknik studi dokumen berdasarkan standar kriteria penilaian di KJPP dan dari penelitian terdahulu, beberapa kriteria penilaian diantaranya pada tabel berikut:

Tabel 3. 1 Variabel *Appraisal*

Variabel	Kode - Nilai	Hasil Encoding	Referensi
Kota	0 - Sidoarjo	0	C
	1 - Surabaya	1	C
Kawasan	0 - Pedesaan	0	C
	1 - Pinggir kota	1	C
	2 - Perkotaan	2	C
Sertifikat_Tanah	0 - SHGB	0	B
	1 - SHM	1	B
Posisi_Tanah	0 - Antara	0	C
	1 - Hoek	1	C
Bentuk_Tanah	0 - Segi empat	0	B
	1 - Persegi panjang	1	B
Pondasi	0 - Beton bertulang	0	C
	1 - Tapak batu kali	1	C
Dinding	0 - Bata merah	0	C
	1 - Batako	1	C
	2 - Bata ringan	2	C
Rangka_Atap	0 - Kayu	0	C
	1 - Baja ringan	1	C
Penutup_Atap	0 - Genteng kodok	0	C
	1 - Genteng beton	1	C
Plafon	0 - Triplek	0	C
	1 - Asbes	1	C
	2 - Gypsum	2	C
Pintu_dan_Jendela	0 - Kusen kayu	0	A
	1 - Kusen aluminium	1	A
Lantai	0 - Keramik	0	A
	1 - Granit tile	1	A
Perkerasan_Jalan	0 - Urukan sirtu	0	B
	1 - Aspal	1	B
	2 - Paving	2	B
Sumber_Air	0 - Belum terpasang	0	C
	1 - Sumur bor	1	C
	2 - PDAM	2	C
Daya_Listrik	A - 0	0	C
	B - 900	1	C
	C - 1300	2	C
	D - 2200	3	C
Pagar	0 - Tanpa pagar	0	C
	1 - Depan	1	C

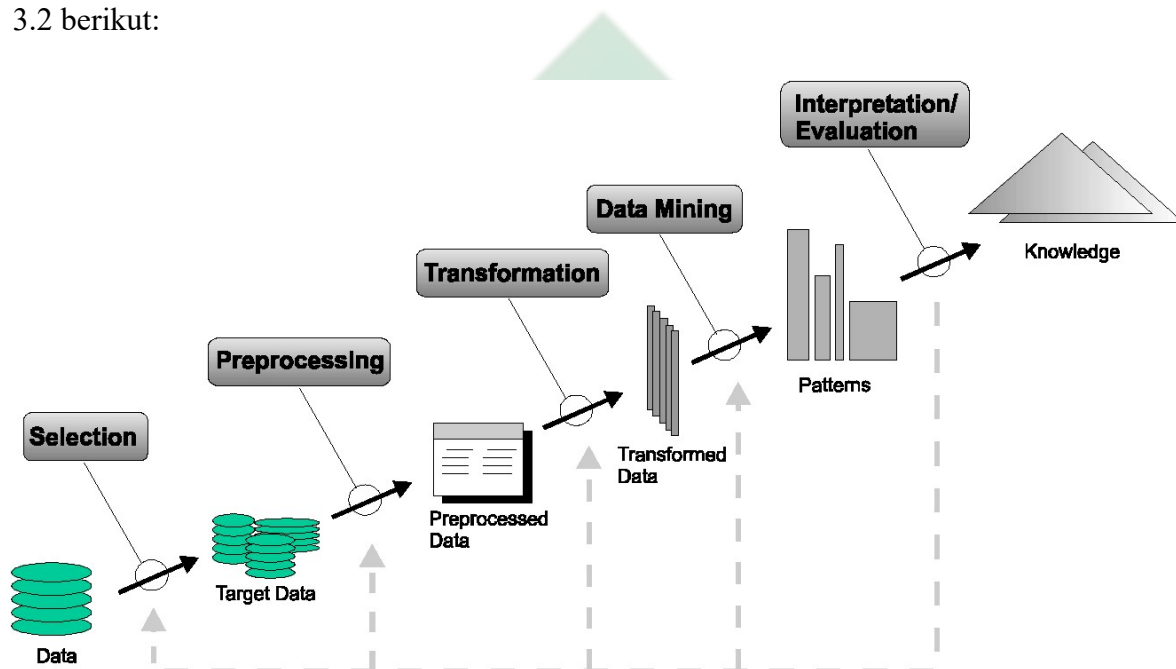
Keterangan Referensi:

A = “Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Price” oleh (Tabales et al., 2013)

B = Analisa Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya” oleh (Zainuri & Utomo, 2014)

C = KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya

Variabel data pada tabel 3.1. ditambahkan variabel numberik dari luas tanah, luas bangunan, tahun bangunan dibangun, daya listrik, dan lebar jalan yang juga mempengaruhi hasil estimasi nilai pasar objek yang dinilai. Skema tahapan pengumpulan data pada gambar 3.2 berikut:

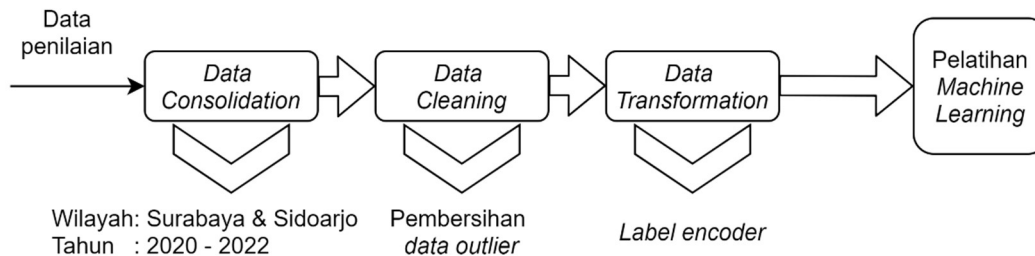


Gambar 3. 2 Tahap Pengumpulan Data (Mohotti, 2017)

Pada gambar 3.2 tahapan pengumpulan diawali dengan pemilihan data tertarget khususnya di wilayah Surabaya dan Sidoarjo. Data tertarget dilanjutkan ke tahap *preprocessing*, data yang telah di proses dilanjutkan ke tahap *transformation* diubah menggunakan *label encoder* untuk diolah dengan *machine learning*. Data yang telah ditransformasi diolah hingga mendapatkan pola kemudian di evaluasi untuk mendapatkan pengetahuan (Mohotti & Premaratne, 2017).

3.1.4 Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing data* dilakukan *data approach* untuk mengenali karakter *dataset* yang telah di dapatkan melalui Kantor Jasa Penilaian Publik (KJPP). Pada tahap *preprocessing* terdapat 3 tahapan yakni *data consolidation*, *data cleansing*, *data transformation* seperti pada gambar 3.3 berikut:

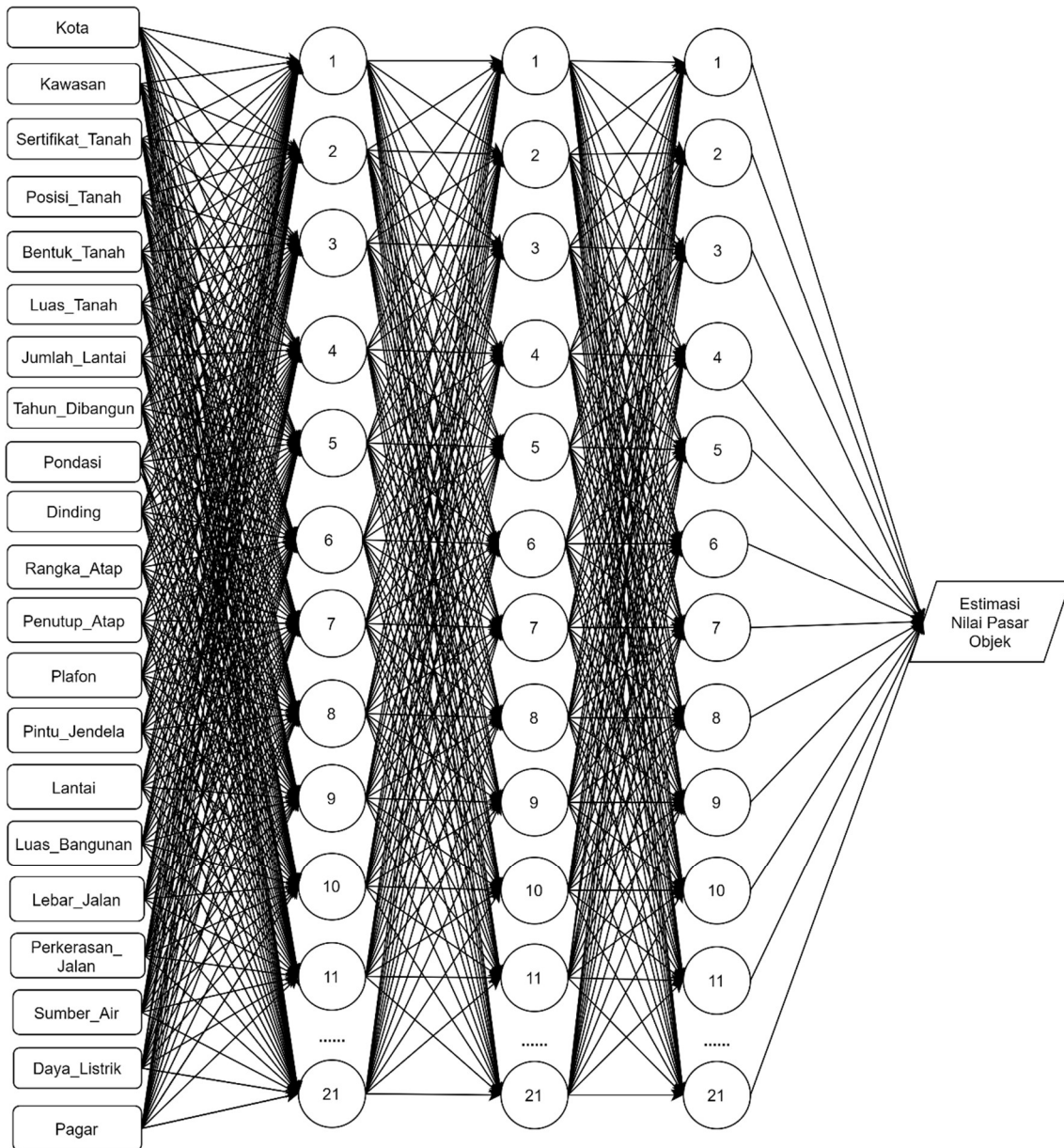


Gambar 3. 3 Tahapan Data Preprocessing (Andreoini, 2019)

Proses *Data consolidation* pada gambar 3.3 dilakukan pengumpulan data penilaian dari KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya tertarget di wilayah Surabaya dan Sidoarjo pada tahun 2019-2022 kemudian diinterpretasikan agar lebih mudah dipahami (Andreoni, Duarte, & Pujolle, 2019). Data yang telah terkumpul dilanjutkan ke tahap *data cleaning* untuk pembersihan data diantaranya pembersihan dari duplikasi, inkonsistensi, dan *data outlier* (Jasmir, 2016). Pembersihan duplikasi data seperti data pada objek penilaian yang sama pada tahun sebelumnya. Perbaikan data yang inkonsisten juga diperlukan terutama pada data kategorik, kesamaan tulisan pada data kategorik berpengaruh pada proses pengolahan *machine learning*. Pembersihan *data outlier* juga dilakukan dengan menghapus yang berbeda dengan data yang telah terpola seperti data kategorik dengan jumlah yang lebih sedikit dibandingkan dengan yang lainnya. Pada *data transformation* data kategorik yang masih bertipe string dikonversi menggunakan *label encoder* menjadi bentuk numerik seperti pada tabel 3.1 untuk proses pelatihan *Machine Learning* (Andreoni et al., 2019). *Label encoder* mengubah kata berdasarkan urutan abjad alfabet menjadi angka dimulai dari angka 0 hingga banyaknya jumlah data kategorik pada masing-masing nilai dalam variabel yang masih berbentuk kata. Penambahan angka didepan kata pada masing-masing nilai dalam variabel bertujuan untuk memberikan bobot pada nilai sehingga hasil encodingurut berdasarkan kualitas dari setiap nilai yang ada dalam variabel.

3.1.5 Pemodelan *JST Backpropagation*

Dalam tahap implementasi model JST dirancang berdasarkan pengumpulan informasi yang telah didapat. Informasi diolah menjadi kriteria penilaian sebagai bahan *Automated Valuation Model* (AVM). Berikut model JST estimasi nilai pasar:



Gambar 3. 4 Model JST Estimasi Nilai Pasar Rumah

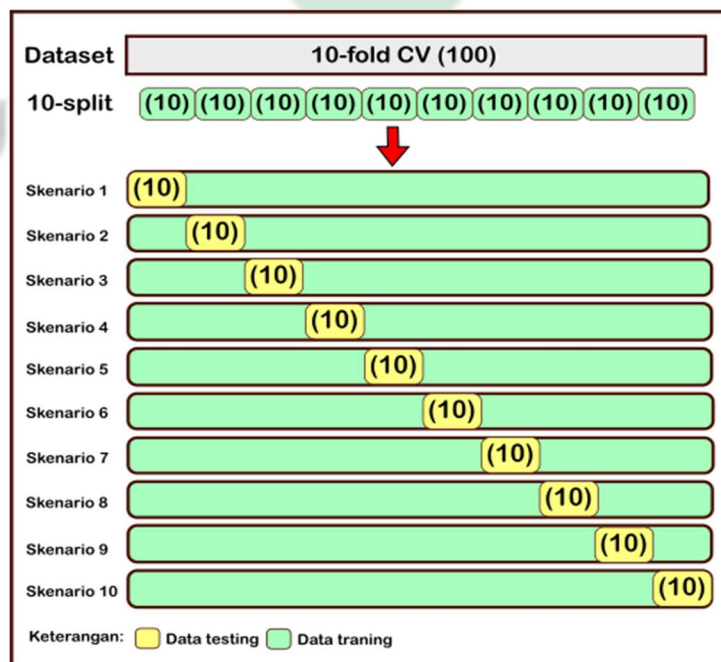
Pada gambar 3.4 model JST estimasi nilai pasar rumah terdiri dari 21 input layer dari kriteria *appraisal*, 3 *hidden layer* (Suhermi, Suhartono, Dana, & Prastyo, 2019) berisi 21 neuron yang didapatkan dari rumus persamaan 3 yakni 21 input layer ditambah 1 output layer dibagi 2 yang menghasilkan 11, kemudian ditambahkan akar dari jumlah sampel data pelatihan sebanyak 100 yakni 10. Output dari estimasi nilai pasar rumah terdiri dari beberapa kategori berdasarkan nilai kisaran rumah yang dijelaskan seperti pada tabel 3.2 berikut:

Tabel 3. 2 Klasifikasi Kategori

Kategori	Nilai Kisaran
A	900 Juta-an
B	800 Juta-an
C	700 Juta-an
D	600 Juta-an
E	500 Juta-an
F	400 Juta-an
G	300 Juta-an

3.1.6 Evaluasi Model *JST Backpropagation*

Pengujian validitas perlu diadakan dengan menguji tingkat error hasil estimasi nilai pasar yang dikeluarkan oleh sistem dengan hasil penilaian sebelumnya. Awalnya dataset dibagi menjadi *training set* dan *testing set* dilakukan sebelum melakukan pengujian tingkat eror dengan *accuracy* dilanjutkan dengan penggunaan *k-fold cross validation*. Data akan dibagi menjadi k-bagian (*folds*) dengan *K-fold CV*. Penelitian oleh (Widyaningsih, Arum, & Prawira, 2021) agar model yang dihasilkan tidak serupa dengan nilai *Cross Validation* biasa maka nilai-k disarankan untuk tidak terlalu kecil. Sebaliknya jika nilai-k terlalu besar berisiko terjadi *overfit*, oleh karena itu nilai-k biasanya $k = 5$ atau $k = 10$. Skema pengujian *k-fold cross-validation* seperti berikut:

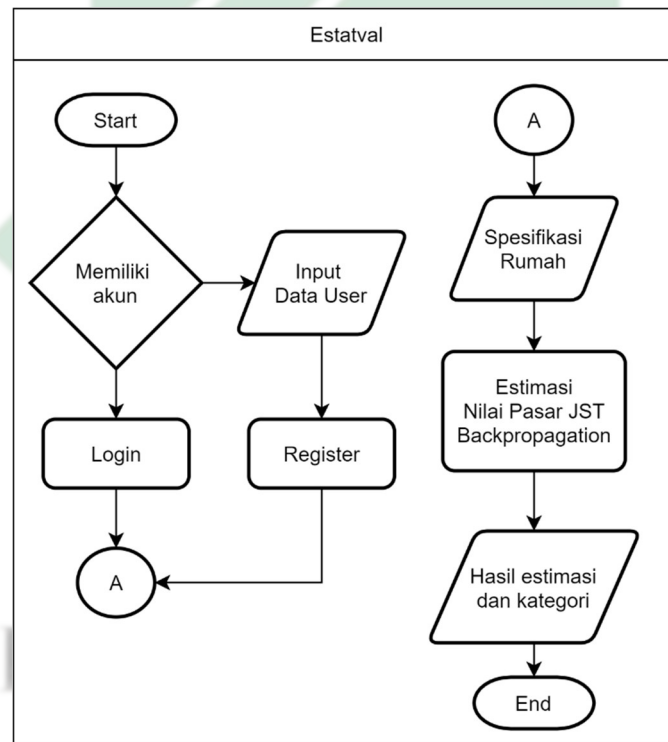


Gambar 3. 5 Skema Pengujian *K-Fold Cross Validation*

Pada Gambar 3.5 dijelaskan bahwa partisi pertama pada skenario 1 sebagai *data testing* dan partisi lain sebagai *data training*. Berlanjut pada skenario 2 dengan menjadikan partisi kedua sebagai *data testing* dan partisi lain sebagai *data training*, penggantian partisi sebagai *data testing* dan *data training* bergantian hingga skenario selesai. Kemudian nilai rata-rata hasil dari *K-Fold CV* dihasilkan dari rata-rata *accuracy* dari setiap *fold*. Dilanjutkan dengan pengujian *confusion matrix* dan *ROC*.

3.1.7 Deployment AVM

Perancangan sistem terdiri dari beberapa tapan meliputi *flowchart*, desain arsitektur *use case diagram*, *activity diagram*, dan *class diagram*. *Flowchart* penggunaan aplikasi estatval dijelaskan pada gambar 3.6 berikut:



Gambar 3. 6 Flowchart Estatval

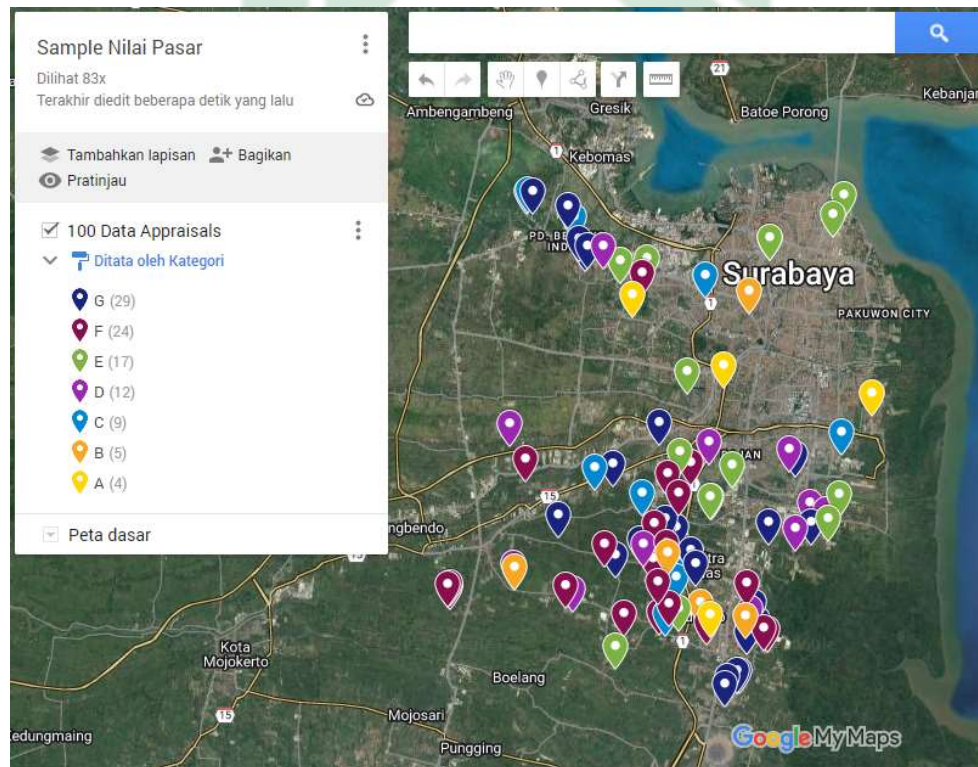
Flowchart estatval menjelaskan alur penggunaan sistem diawali dengan kepemilikan akun jika sudah memiliki akun maka *user* bisa *login*, namun jika belum maka *user* perlu melakukan registrasi akun. Setelah *login user* dapat menginputkan spesifikasi rumah untuk di proses oleh sistem menggunakan *JST Backpropagation* sehingga menghasilkan hasil estimasi dan kategorinya.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

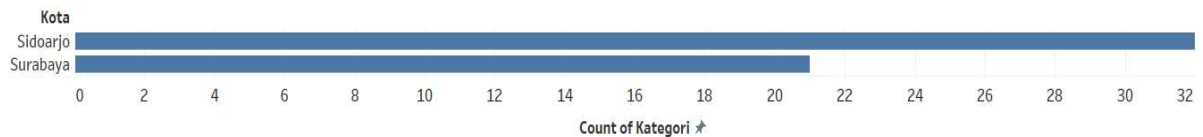
Pengumpulan data dilakukan dengan teknik studi dokumen penilaian dari KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya dari tahun 2019-2022 khusus pada objek penilaian di wilayah Surabaya dan Sidoarjo. Data dikumpulkan dari spreadsheet laporan penilaian tunggal digabungkan dengan laporan penilaian lainnya ke dalam spreadsheet yang berisi nomor laporan, alamat, koordinat, beserta spesifikasi tanah dan bangunan seperti yang tertera pada tabel 3.1 yang termasuk ke dalam kriteria *appraisal*. Koordinat digunakan sebagai penanda objek penilaian yang divisualisasikan menggunakan google my maps seperti pada gambar 4.1 berikut:



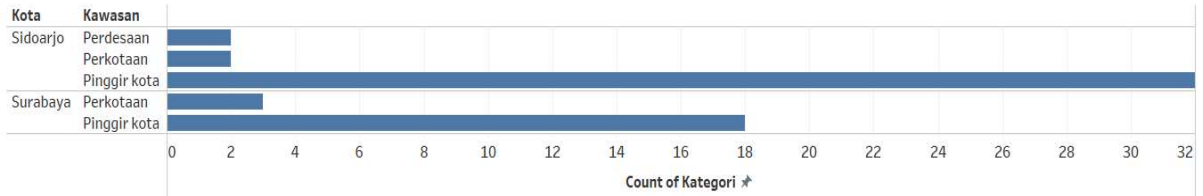
Gambar 4. 1 Visualisasi Data Google My Maps

Visualisasi menggunakan google my maps gambar 4.1 juga dilengkapi dengan fitur kategorisasi warna pada peta sehingga tampilan menjadi lebih informatif. Fitur kategorisasi tersebut dapat memudahkan proses *data cleaning* untuk pembersihan *data outlier* yang jumlahnya lebih sedikit daripada data yang telah terpola. Adapun visualisasi data chart menggunakan tableau sebagai berikut:

<Data Appraisal>



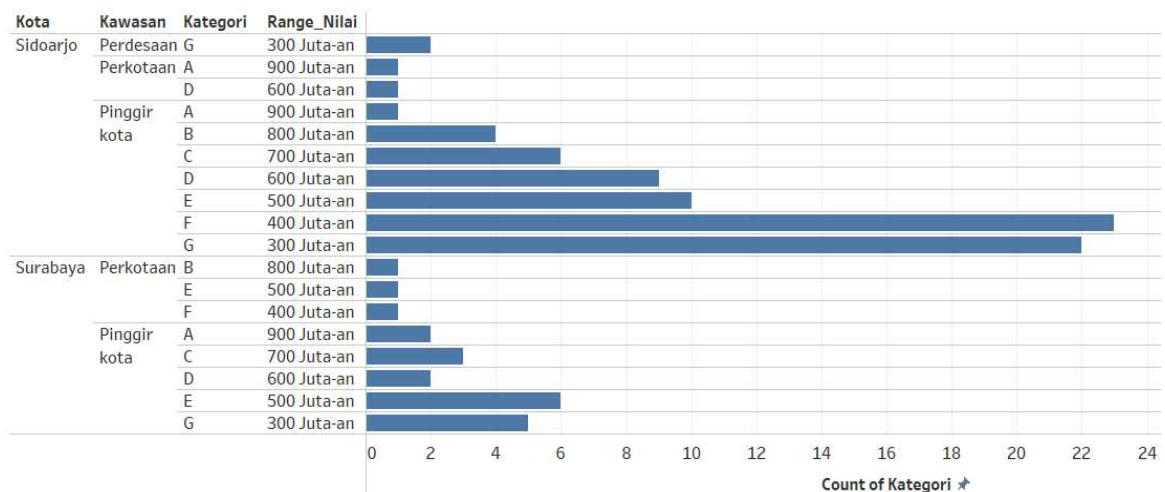
<Data Appraisal>



Gambar 4. 2 Visualisasi Data Lokasi

Data lokasi pada gambar 4.2 menunjukkan data didapatkan dari Kota Sidoarjo sebanyak 79 dan dari Kota Surabaya 21 data. Dari Kota Sidoarjo didapatkan 75 data dari kawasan pinggir kota, 2 data dari kawasan perkotaan, dan 2 data dari kawasan pedesaan. Dari kota Surabaya sebanyak 18 data dari kawasan pinggir kota, dan 3 data dari kawasan perkotaan.

<Data Appraisal>



Gambar 4. 3 Kategorisasi Data Appraisal

Data appraisal pada gambar 4.3 menunjukkan data dari Kota Sidoarjo di pedesaan menunjukkan kategori G yang memiliki nilai kisaran 300 juta-an, di pinggir kota berkategori G-A dari 300-900 juta-an di perkotaan berkategori D-A dan berkisar 600-900 juta. Data dari Kota Surabaya di Kawasan perkotaan berkategori antara F-B dengan nilai kisaran 400-800 juta-an, data dari Kawasan pinggir kota berkategori G-A dengan nilai kisaran 300-900 juta.

4.2 Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan untuk mempersiapkan data hingga siap digunakan untuk proses training pada *machine learning* yang terdiri dari tiga tahapan yakni *data consolidation*, *data cleaning*, *data transformation*.

4.2.1 Data Consolidation

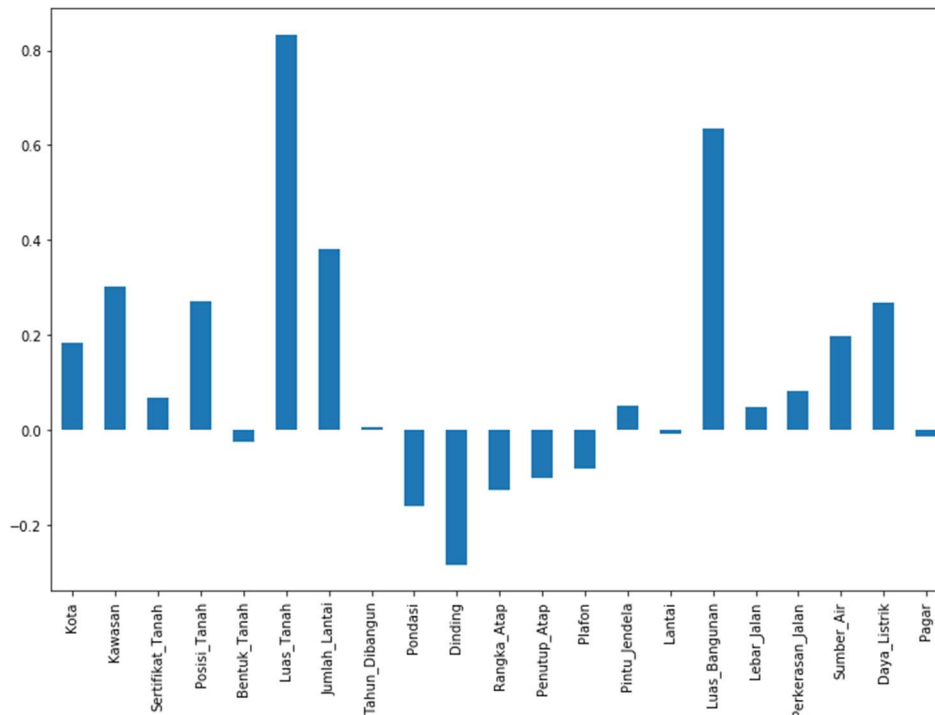
Pada tahapan *data consolidation* dilakukan pengumpulan data appraisal dari KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya tertarget di wilayah Surabaya dan Sidoarjo pada tahun 2019-2022. Dataset telah terkumpul sebanyak 100 isinya seperti berikut:

Tabel 4. 1 Kumpulan Dataset Appraisal Rumah Tinggal

No.	Kota	Kawasan	..	Luas_ Tanah	..	Luas_ Bangunan	...	Nilai_ Kisaran	Kategori
1.	Sidoarjo	Pinggir kota		90		48		450000000	F
2.	Surabaya	Pinggir kota		64		47		350000000	G
3.	Sidoarjo	Perkotaan		72		72		350000000	G
...
99.	Sidoarjo	Pinggir kota		83		65		425000000	F
100	Sidoarjo	Pinggir kota		120		150		800000000	B

4.2.2 Data Cleaning

Data yang telah terkumpul dilanjutkan ke tahap *data cleaning* untuk pembersihan data diantaranya pembersihan dari duplikasi, inkonsistensi, dan *data outlier*. Pembersihan duplikasi data seperti data pada objek penilaian yang sama pada tahun sebelumnya. Perbaikan data yang inkonsisten juga diperlukan terutama pada data kategorik, kesamaan tulisan pada data kategorik berpengaruh pada proses pengolahan *machine learning*. Pembersihan *data outlier* juga dilakukan dengan menghapus 200 data yang berbeda dengan 100 data yang telah terpola dari total 300 data yang telah terkumpul. Usaha untuk pengenalan pola data salah satunya dilakukan dengan mencari nilai korelasi antar variabel yang mempengaruhi nilai rumah seperti berikut:



Gambar 4. 4 Grafik Nilai Korelasi Variabel Terhadap Nilai Objek

Pada gambar 4.4 menunjukkan grafik nilai korelasi variabel terhadap nilai objek, semakin besar nilai korelasi maka semakin berpengaruh nilai variabel terhadap nilai objek. Nilai korelasi variabel secara rinci dijelaskan pada tabel berikut:

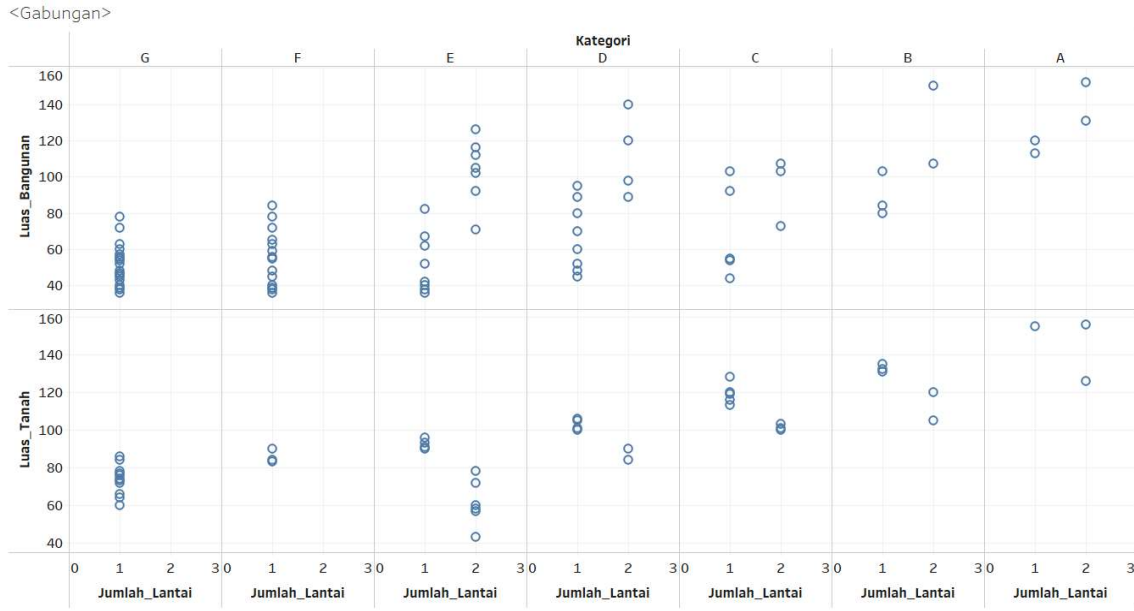
Tabel 4. 2 Nilai Korelasi Variabel Terhadap Nilai Objek

Spesifikasi Tanah	Korelasi
Kota	0.182178
Kawasan	0.301110
Sertifikat Tanah	0.066901
Posisi Tanah	0.271545
Bentuk Tanah	-0.024287
Luas Tanah	0.832228

Spesifikasi Fitur	Korelasi
Lebar Jalan	0.048694
Perkerasan Jalan	0.082875
Sumber Air	0.196966
Daya Listrik	0.266801
Pagar	-0.014933

Spesifikasi Bangunan	Korelasi
Jumlah Lantai	0.381882
Tahun Dibangun	0.006671
Pondasi	-0.160067
Dinding	-0.284148
Rangka Atap	-0.128650
Penutup Atap	-0.101149
Plafon	-0.081250
Pintu Jendela	0.051487
Lantai	-0.008594
Luas Bangunan	0.633904

Nilai korelasi antar variabel juga digunakan sebagai acuan pengenalan pola data pada visualisasi Tableau dalam mengenali pola kategorik berdasarkan variabel yang paling berpengaruh yakni luas tanah dan luas bangunan:



Gambar 4. 5 Visualisasi Data Kategorik

Visualisasi data pada gambar 4.5 menjelaskan kategorisasi berdasarkan luas tanah, luas bangunan, dan jumlah lantai, kategorisasi sebagai usaha untuk pengenalan pola data.

Tabel 4. 3 Pengenalan Pola Data

Lantai	Ketegori (Luas Bangunan / m ²)						
	G	F	E	D	C	B	A
2			71-126	89-140	89-140	107-150	131-152
1	36-78	36-84	36-82	45-120	44-103	80-103	113-120

Lantai	Ketegori (Luas Tanah / m ²)						
	G	F	E	D	C	B	A
2			43-78	84-90	100-103	105-120	126-156
1	60-86	83-90	90-96	101-105	113-128	131-135	155

Pada tahap *data cleaning* dilakukan pengurangan kolom variabel untuk menyisakan kolom yang digunakan pada training *machine learning*. Dari 31 kolom dikurangi 8 variabel diantaranya Nomor_Laporan, Alamat, Koordinat, Kecamatan, Kelurahan, Nilai_Tanah, Nilai_Bangunan, dan Range_Nilai. Dataset yang telah dibersihkan seperti berikut:

Tabel 4. 4 Dataset Appraisal Rumah Tinggal Setelah Data Cleaning

No.	Kota	Kawasan	...	Daya _Listrik	...	Nilai_ Kisaran	Kategori
1	Sidoarjo	Pinggir kota		1300		450000000	F
2.	Surabaya	Pinggir kota		1300		350000000	G
3.	Sidoarjo	Perkotaan		1300		350000000	G
...
99.	Sidoarjo	Pinggir kota		1300		425000000	F
100	Sidoarjo	Pinggir kota		1300		800000000	B

4.2.3 Data Transformation

Pada tahapan awal *data transformation* dilakukan penambahan angka didepan kata pada masing-masing nilai dalam variabel dengan tujuan untuk memberikan bobot pada nilai sehingga hasil *encoding* urut berdasarkan kualitas variabel seperti pada tabel berikut:

Tabel 4. 5 Pemberian Label Nilai Pada Variabel Data Appraisal

No.	Kota	Kawasan	...	Daya _Listrik	...	Nilai_ Kisaran	Kategori
3.	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota		C - 1300		450000000	F
1.	1 - Surabaya	1 - Pinggir kota		C - 1300		350000000	G
2.	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota		C - 1300		350000000	G
...
99.	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota		C - 1300		425000000	F
100	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota		C - 1300		800000000	B

Data kategorik pada tabel 4.2 yang masih bertipe string dikonversi pada tahapan *data transformation* menggunakan *label encoder* hingga menyisakan data numerik untuk proses pelatihan *Machine Learning*. Seperti pada kolom hasil encode di tabel 3.1 *label encoder* mengubah kata dari berdasarkan urutan abjad alfabet menjadi angka dimulai dari angka 0 hingga banyaknya jumlah data kategorik pada masing-masing nilai dalam variabel yang masih berbentuk kata, contohnya seperti berikut:

Tabel 4. 6 Hasil Encode

No.	Kota	Kawasan	Daya _Listrik	...	Nilai_ Kisaran	Kategori
1.	0	1			2		450000000	F
2.	1	1			2		350000000	G
3.	0	1			2		350000000	G
...
99.	0	1			2		425000000	F
100	0	1			2		800000000	B

4.3 Pelatihan Model ML

Data yang telah melalui tahapan *preprocessing* digunakan untuk *training* model *Machine Learning* menggunakan model JST pada gambar 3.4. dengan 21 neuron input layer, 21 neuron pada 3 *hidden layer*, dan 1 *output layer* 500 epoch.

4.4 Evaluasi Model ML

Model *machine learning* dievaluasi menggunakan k-fold cross validation seperti pada gambar 3.5 nilai k yang digunakan sebanyak 10 *fold*. Dari 100 jumlah data dipartisi menjadi dua bagian yakni *data training* dan *data testing*. Data testing didapatkan dari total data 100 dibagi jumlah fold yakni 10 menjadi 10 sebagai *data testing* dan sisanya sebagai data training. Berikut contoh pada fold pertama tabel *data training* dimulai dari data ke-11 hingga ke-90:

Tabel 4. 7 Data Training Fold Pertama

No.	Kota	Kawasan	...	Luas_ Tanah	Jumlah_ Lantai	...	Luas_ Bangunan	Lebar _Jalan	...	Pagar
1.	0	1		72	1		36	5		1
2.	0	1		91	1		38	5		0
3.	1	1		72	1		72	5		1
...
89.	0	1		83	2		65	5		1
90.	0	1		120	1		150	5		1

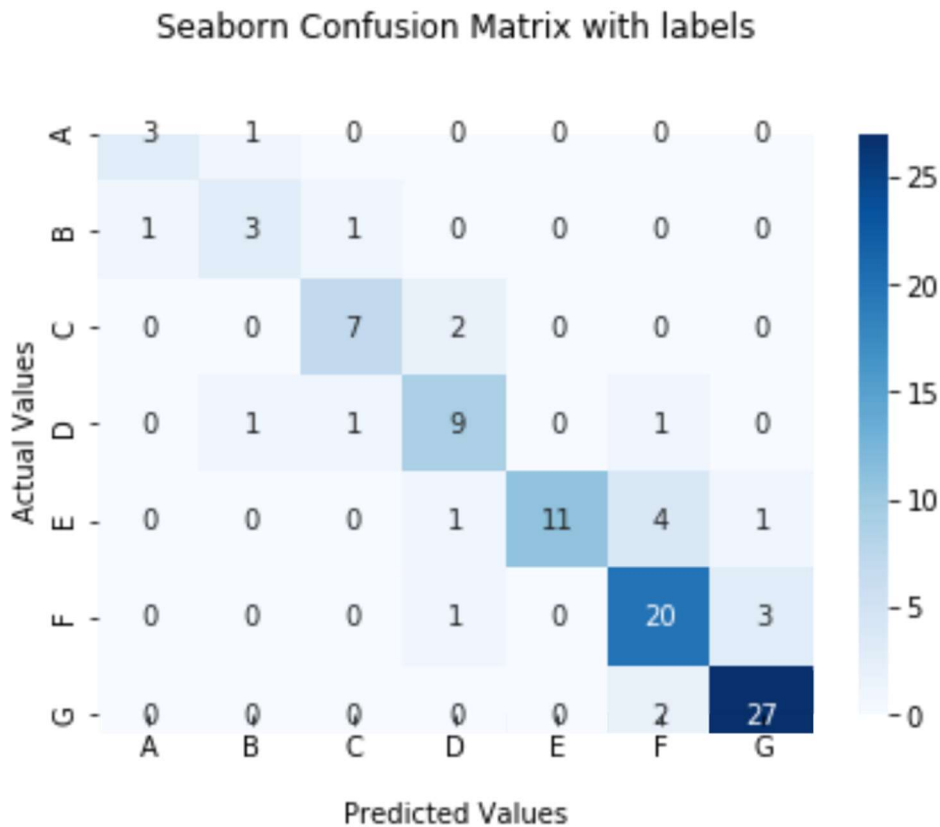
Tabel 4. 8 Data Testing Fold Pertama

No.	Kota	Kawasan	...	Luas_ Tanah	Jumlah_ Lantai	...	Luas_ Bangunan	Lebar _Jalan	...	Pagar
1.	0	1		90	1		48	5		1
2.	1	1		64	1		47	5		1
3.	0	1		72	1		72	5		1
...
9.	0	3		131	1		103	6		0
10.	0	1		105	1		107	5		1

Tabel 4. 9 Hasil K-Fold Cross Validation

<i>K-Fold</i>	<i>Accuracy</i>
Fold - 1	0.90
Fold - 2	0.90
Fold - 3	0.60
Fold - 4	0.90
Fold - 5	0.90
Fold - 6	0.80
Fold - 7	0.80
Fold - 8	0.70
Fold - 9	0.80
Fold - 10	0.70
Average	0.80

Tabel 4.9 menampilkan hasil *accuracy* pada setiap fold yang dihasilkan dari iterasi pelatihan *machine learning*.



Gambar 4. 6 Hasil Confusion Matrix

Gambar 4.6 *Confusion matrix* berikut menjelaskan hubungan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya pada setiap kategori. Jika semakin banyak data yang sama antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya maka penanda warnanya menjadi semakin gelap, berikut perhitungannya:

$$Precision A = \frac{TP A}{TP A + FP A} = \frac{3}{3 + 1} = \frac{3}{4} = 0,75$$

$$Recall A = \frac{TP A}{TP A + FN A} = \frac{3}{3 + 1} = \frac{3}{4} = 0,75$$

$$F1 - Score A = \frac{2 \times Precision A \times Recall A}{Precision A + Recall A} = \frac{2 \times 0,75 \times 0,75}{0,75 + 0,75} = \frac{1,125}{1,50} = 0,75$$

$$Precision B = \frac{TP B}{TP B + FP B} = \frac{3}{3 + 2} = \frac{3}{5} = 0,60$$

$$Recall B = \frac{TP B}{TP B + FN B} = \frac{3}{3 + 2} = \frac{3}{5} = 0,60$$

$$F1 - Score B = \frac{2 \times Precision B \times Recall B}{Precision B + Recall B} = \frac{2 \times 0,60 \times 0,60}{0,60 + 0,60} = \frac{0,72}{1,20} = 0,60$$

$$\text{Precision } C = \frac{TP\ C}{TP\ C + FP\ C} = \frac{7}{7 + 2} = \frac{7}{9} = 0.78$$

$$\text{Recall } C = \frac{TP\ C}{TP\ C + FN\ C} = \frac{7}{7 + 2} = \frac{7}{9} = 0.78$$

$$F1 - \text{Score } C = \frac{2 \times \text{Precision } C \times \text{Recall } C}{\text{Precision } C + \text{Recall } C} = \frac{2 \times 0.78 \times 0.78}{0.78 + 0.78} = \frac{1,2168}{1,56} = 0,78$$

$$\text{Precision } D = \frac{TP\ D}{TP\ D + FP\ D} = \frac{9}{9 + 4} = \frac{9}{13} = 0.69$$

$$\text{Recall } D = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{9}{9 + 3} = \frac{9}{12} = 0.75$$

$$F1 - \text{Score } D = \frac{2 \times \text{Precision } D \times \text{Recall } D}{\text{Precision } D + \text{Recall } D} = \frac{2 \times 0.69 \times 0.75}{0.69 + 0.75} = \frac{1,035}{1,44} = 0,72$$

$$\text{Precision } E = \frac{TP\ E}{TP\ E + FP\ E} = \frac{11}{11 + 0} = \frac{11}{11} = 1.00$$

$$\text{Recall } E = \frac{TP\ E}{TP\ E + FN\ E} = \frac{11}{11 + 6} = \frac{11}{17} = 0.65$$

$$F1 - \text{Score } E = \frac{2 \times \text{Precision } E \times \text{Recall } E}{\text{Precision } E + \text{Recall } E} = \frac{2 \times 1.00 \times 0.65}{1.00 + 0.65} = \frac{1,3}{1,65} = 0,79$$

$$\text{Precision } F = \frac{TP\ F}{TP\ F + FP\ F} = \frac{20}{20 + 7} = \frac{20}{27} = 0.74$$

$$\text{Recall } F = \frac{TP\ F}{TP\ F + FN\ F} = \frac{20}{20 + 4} = \frac{20}{24} = 0.83$$

$$F1 - \text{Score } F = \frac{2 \times \text{Precision } F \times \text{Recall } F}{\text{Precision } F + \text{Recall } F} = \frac{2 \times 0.74 \times 0.83}{0.74 + 0.83} = \frac{1,2284}{1,57} = 0,78$$

$$\text{Precision } G = \frac{TP\ G}{TP\ G + FP\ G} = \frac{27}{27 + 4} = \frac{27}{31} = 0.87$$

$$\text{Recall } G = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{27}{27 + 2} = \frac{27}{29} = 0.93$$

$$F1 - \text{Score } G = \frac{2 \times \text{Precision } G \times \text{Recall } G}{\text{Precision } G + \text{Recall } G} = \frac{2 \times 0.87 \times 0.93}{0.87 + 0.93} = \frac{1,6182}{1,8} = 0,90$$

$$\text{Macro Avg Precision} = \frac{\sum_{k=1}^K \text{Precision}_k}{K}$$

$$= \frac{0.75 + 0.60 + 0.78 + 0.69 + 1.00 + 0.74 + 0.87}{7} = \frac{5.43}{7} = 0.78$$

$$\text{Macro Avg Precision} = \frac{\sum_{k=1}^K \text{Recall}_k}{K}$$

$$= \frac{0.75 + 0.60 + 0.78 + 0.75 + 0.65 + 0.83 + 0.93}{7} = \frac{5.29}{7} = 0.76$$

$$\text{Macro F1 - Score} = \frac{2 \times \text{Macro Avg Precision} \times \text{Macro Avg Recall}}{\text{Macro Avg Precision} + \text{Macro Avg Recall}}$$

$$= \frac{2 \times 0.78 \times 0.76}{0.78 + 0.76} = \frac{1.1856}{1.54} = 0,76$$

$$\text{Weighted Avg Precision} = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i|/\text{Precision}_i}{\sum_i |y_i|}$$

$$= \frac{4 \times 0.75}{100} + \frac{5 \times 0.60}{100} + \frac{9 \times 0.78}{100} + \frac{12 \times 0.69}{100} + \frac{17 \times 1.00}{100} + \frac{24 \times 0.74}{100} + \frac{29 \times 0.87}{100}$$

$$= 0.03 + 0.03 + 0.0702 + 0.0828 + 0.17 + 0.1776 + 0.2523 = 0,81$$

$$\text{Weighted Avg Recall} = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i|/\text{Recall}_i}{\sum_i |y_i|}$$

$$= \frac{4 \times 0.75}{100} + \frac{5 \times 0.60}{100} + \frac{9 \times 0.78}{100} + \frac{12 \times 0.75}{100} + \frac{17 \times 0.65}{100} + \frac{24 \times 0.83}{100} + \frac{29 \times 0.93}{100}$$

$$= 0.03 + 0.03 + 0.0702 + 0.09 + 0.1105 + 0.1992 + 0.2697 = 0,80$$

$$\text{Weighted Avg F1-Score} = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i|/\text{F1 - Score}_i}{\sum_i |y_i|}$$

$$= \frac{4 \times 0.75}{100} + \frac{5 \times 0.60}{100} + \frac{9 \times 0.78}{100} + \frac{12 \times 0.72}{100} + \frac{17 \times 0.79}{100} + \frac{24 \times 0.78}{100} + \frac{29 \times 0.90}{100}$$

$$= 0.03 + 0.03 + 0.0702 + 0.0864 + 0.1343 + 0.1872 + 0.261 = 0,80$$

$$\begin{aligned}
 \text{Micro Avg Precision} &= \frac{\sum_{i=1}^7 TP_i}{\sum_{i=1}^7 (TP_i + FP_i)} \\
 &= \frac{TP_A + TP_B + TP_C + TP_D + TP_E + TP_F + TP_G}{(TP_A + TP_B + TP_C + TP_D + TP_E + TP_F + TP_G) + (FP_A + FP_B + FP_C + FP_D + FP_E + FP_F + FP_G)} \\
 &= \frac{3 + 3 + 7 + 9 + 11 + 20 + 27}{(3 + 3 + 7 + 9 + 11 + 20 + 27) + (1 + 2 + 2 + 4 + 0 + 7 + 4)} = \frac{80}{80 + 20} = \frac{80}{100} = 0.80
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Micro Avg Recall} &= \frac{\sum_{i=1}^7 TP_i}{\sum_{i=1}^7 (TP_i + FN_i)} \\
 &= \frac{TP_A + TP_B + TP_C + TP_D + TP_E + TP_F + TP_G}{(TP_A + TP_B + TP_C + TP_D + TP_E + TP_F + TP_G) + (FN_A + FN_B + FN_C + FN_D + FN_E + FN_F + FN_G)} \\
 &= \frac{3 + 3 + 7 + 9 + 11 + 20 + 27}{(3 + 3 + 7 + 9 + 11 + 20 + 27) + (1 + 2 + 2 + 3 + 6 + 4 + 2)} = \frac{80}{80 + 20} = \frac{80}{100} = 0.80
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Micro F1 - Score} &= \frac{2 \times \text{Micro Avg Precision} \times \text{Micro Avg Recall}}{\text{Micro Avg Precision} + \text{Micro Avg Recall}} \\
 &= \frac{2 \times 0.80 \times 0.80}{0.80 + 0.80} = \frac{2 \times 0.64}{1.48} = \frac{1.28}{1.6} = 0.80
 \end{aligned}$$

Perhitungan *confusion matrix* dengan support yang menandakan jumlah data pada setiap kategori direkap pada tabel 4.10 berikut:

Tabel 4. 10 Hasil Perhitungan *Confusion Matrix*

Kategori	Precision	Recall	F1-Score	Support
A	0.75	0.75	0.75	4
B	0.60	0.60	0.60	5
C	0.78	0.78	0.78	9
D	0.69	0.75	0.72	12
E	1.00	0.65	0.79	17
F	0.74	0.83	0.78	24
G	0.87	0.93	0.90	29
Accuracy			0.80	100
Macro avg	0.78	0.76	0.76	100
Weighted Avg	0.81	0.80	0.80	100

Hasil dari *confusion matrix* selanjutnya digunakan sebagai bahan pengujian ROC yakni *True Positive Rate*, *True Negative Rate*, *False Positive Rate*, *False Negative Rate* seperti pada tabel 4.11 berikut:

$$TPR A = TP A / (TP A + FN A) = 3 / (3+1) = 3/4 = 0.75$$

$$TNR A = TN A / (TN A + FP A) = 96 / (96+1) = 96/97 = 0.99$$

$$FPR A = FP A / (FP A + TN A) = 1 / 1+96 = 1/97 = 0.01$$

$$FNR A = FN A / (FN A + TP A) = 1 / 1+3 = 1/4 = 0.25$$

$$TPR B = TP B / (TP B + FN B) = 3 / (3+2) = 3/5 = 0.60$$

$$TNR B = TN B / (TN B + FP B) = 95 / (95+2) = 95/97 = 0.98$$

$$FPR B = FP B / (FP B + TN B) = 2 / 2+95 = 2/97 = 0.02$$

$$FNR B = FN B / (FN B + TP B) = 2 / 2+3 = 2/5 = 0.40$$

$$TPR C = TP C / (TP C + FN C) = 7 / (7+2) = 7/9 = 0.78$$

$$TNR C = TN C / (TN C + FP C) = 93 / (93+2) = 93/95 = 0.98$$

$$FPR C = FP C / (FP C + TN C) = 2 / 2+93 = 2/93 = 0.02$$

$$FNR C = FN C / (FN C + TP C) = 2 / 2+7 = 2/9 = 0.22$$

$$TPR D = TP D / (TP D + FN D) = 9 / (9+3) = 9/12 = 0.75$$

$$TNR D = TN D / (TN + FP D) = 88 / (88+4) = 88/92 = 0.95$$

$$FPR D = FP D / (FP D + TN D) = 4 / 4+88 = 4/92 = 0.04$$

$$FNR D = FN D / (FN D + TP D) = 3 / 3+9 = 3/12 = 0.25$$

$$TPR E = TP E / (TP E + FN E) = 11 / (11+6) = 11/17 = 0.65$$

$$TNR E = TN E / (TN E + FP E) = 83 / (83+0) = 83/83 = 1.00$$

$$FPR E = FP E / (FP E + TN E) = 0 / 0+83 = 0/83 = 0.00$$

$$FNR E = FN E / (FN E + TP E) = 6 / 6+11 = 6/17 = 0.35$$

$$TPR F = TP F / (TP F + FN F) = 20 / (20+4) = 20/24 = 0.83$$

$$TNR F = TN F / (TN F + FP F) = 76 / (76+7) = 76/83 = 0.90$$

$$FPR F = FP F / (FP F + TN F) = 7 / 7+76 = 7/83 = 0.09$$

$$FNR F = FN F / (FN F + TP F) = 4 / 4+20 = 4/24 = 0.17$$

$$TPR G = TP G / (TP G + FN G) = 27 / (27+2) = 27/29 = 0.93$$

$$TNR G = TN G / (TN G + FP G) = 71 / (71+4) = 71/75 = 0.94$$

$$FPR G = FP G / (FP G + TN G) = 4 / 4+71 = 4/75 = 0.05$$

$$FNR G = FN G / (FN G + TP G) = 2 / 2+27 = 2/29 = 0.06$$

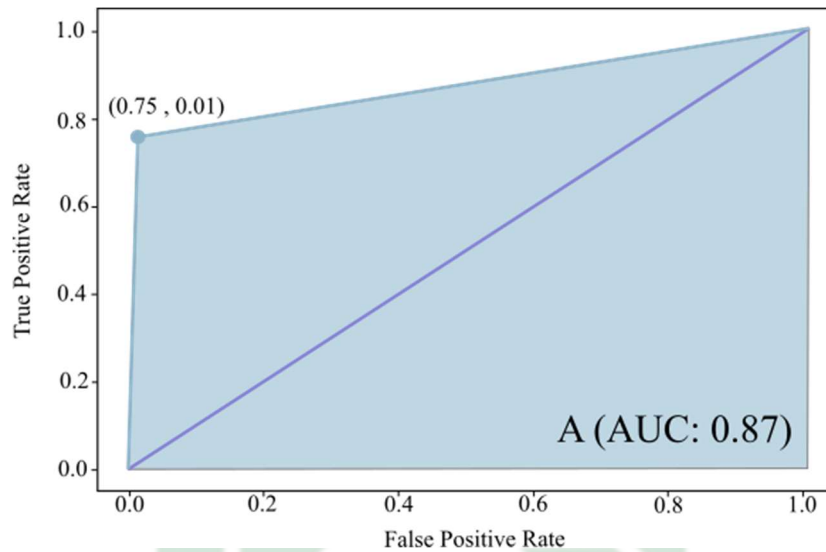
Hasil perhitungan *TPR*, *TNR*, *FPR*, dan *FNR* pada setiap kategori direkap pada tabel 4.10, berikut:

Tabel 4. 11 Bahan pengujian ROC

Kategori	TPR	TNR	FPR	FNR
A	0.75	0.99	0.01	0.25
B	0.60	0.98	0.02	0.40
C	0.78	0.98	0.02	0.22
D	0.75	0.95	0.04	0.25
E	0.65	1.00	0.00	0.35
F	0.83	0.90	0.09	0.17
G	0.93	0.94	0.05	0.06

Berdasarkan hasil TPR dan FPR maka kurva ROC direpresentasikan seperti berikut:

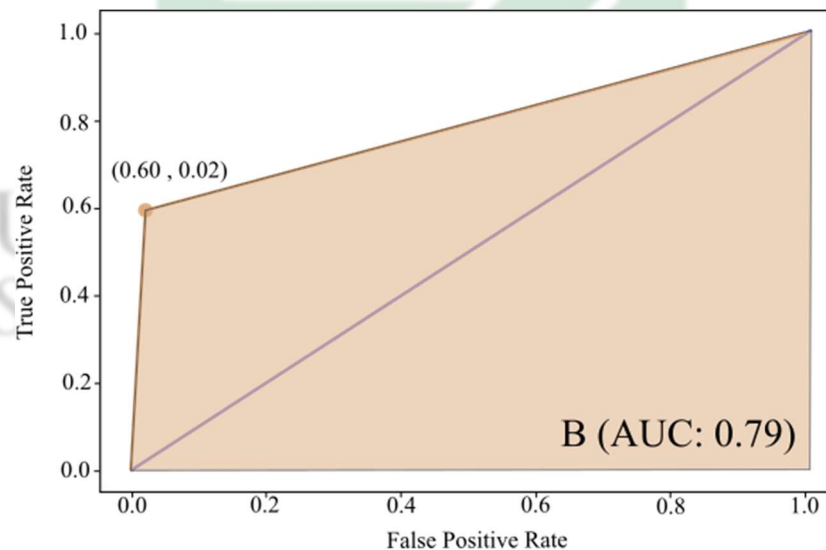
Kurva ROC dan AUC kelas A:



Gambar 4. 7 Kurva ROC dan AUC Kelas A

Pada gambar 4.7 dijelaskan titik dari kurva ROC dari A ditentukan berdasarkan hasil TPR pada sumbu x dan FPR pada sumbu y pada kelas A yakni (0.75, 0.1), dan hasil AUC dari kelas A sebesar 87% dengan nilai klasifikasi *good* (baik).

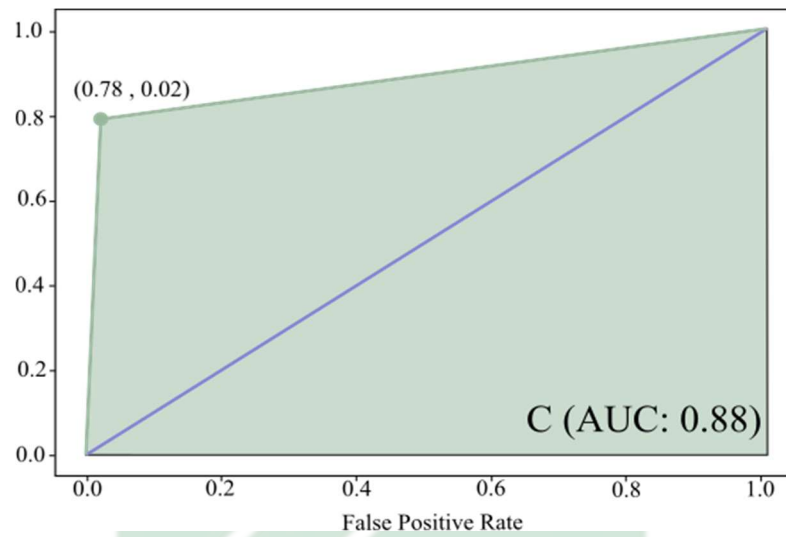
Kurva ROC dan AUC kelas B:



Gambar 4. 8 Kurva ROC dan AUC Kelas B

Pada gambar 4.8 dijelaskan titik dari kurva ROC dari kelas B ditentukan berdasarkan hasil TPR kelas B pada sumbu x sebesar 0.60 dan FPR kelas B pada sumbu y yakni, 0.02, dilengkapi dengan hasil AUC dari kelas C sebesar 79% dengan nilai klasifikasi *fair* (cukup).

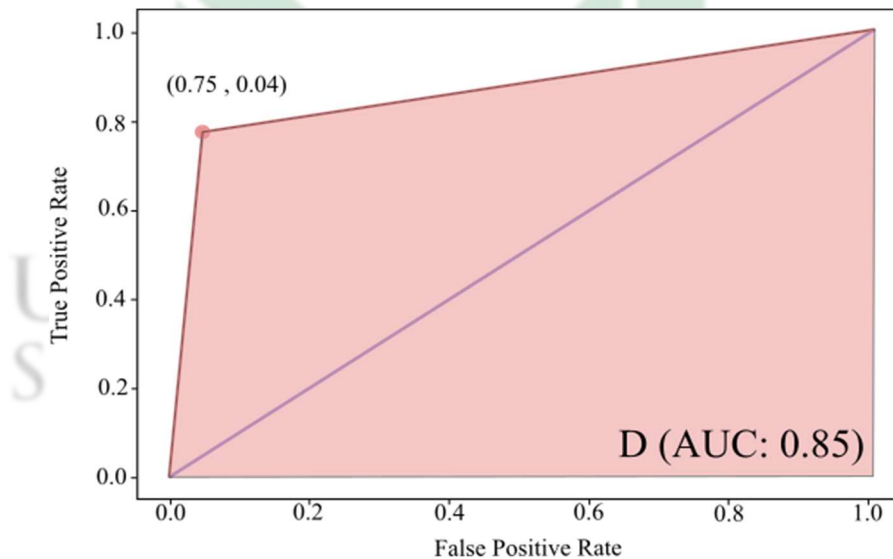
Kurva ROC dan AUC kelas C:



Gambar 4. 9 Kurva ROC dan AUC Kelas C

Pada gambar 4.9 dijelaskan titik dari kurva ROC dari kelas C ditentukan berdasarkan hasil TPR kelas C pada sumbu x sebesar 0.78 dan FPR kelas C pada sumbu y yakni, 0.02, dilengkapi dengan hasil AUC dari kelas C sebesar 88% dengan nilai klasifikasi *good* (baik).

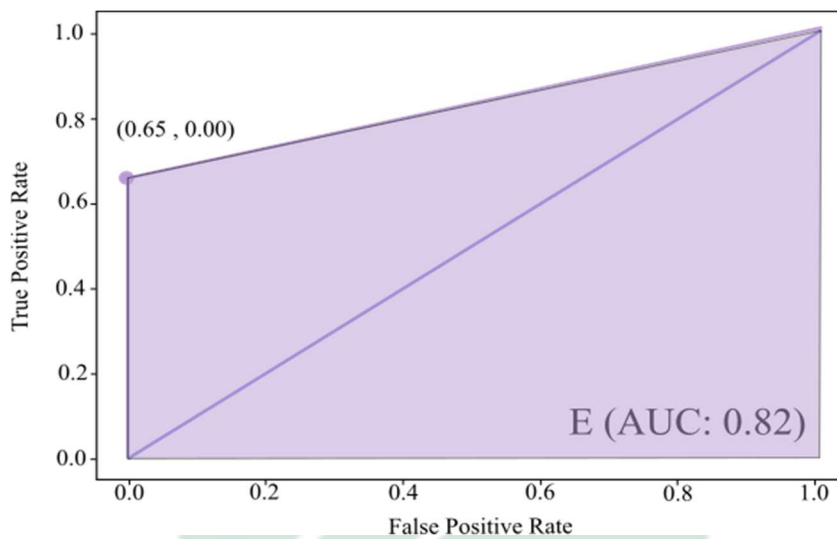
Kurva ROC dan AUC kelas D:



Gambar 4. 10 Kurva ROC dan AUC Kelas D

Pada gambar 4.10 dijelaskan titik dari kurva ROC dari kelas D ditentukan berdasarkan hasil TPR pada sumbu x dan FPR pada sumbu y pada kelas D yakni (0.75, 0.04), dan hasil AUC dari kelas D sebesar 85% dengan nilai klasifikasi *good* (baik).

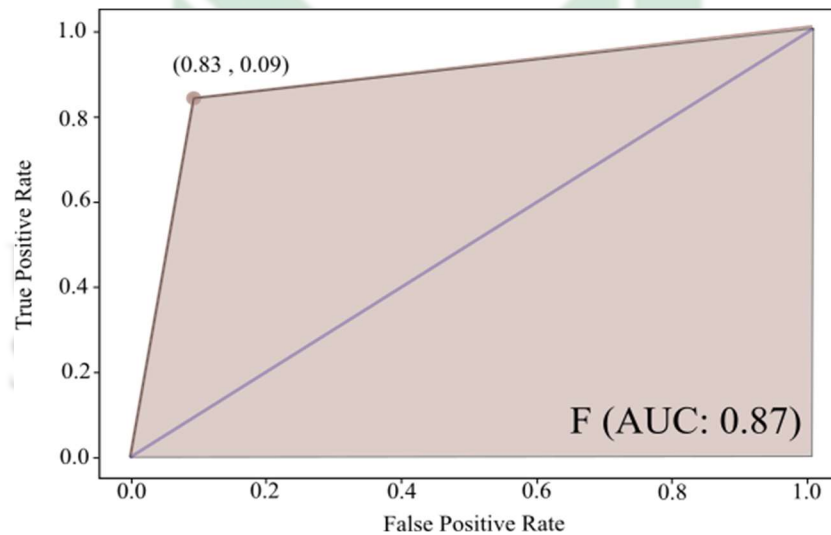
Kurva ROC dan AUC kelas E:



Gambar 4. 11 Kurva ROC dan AUC Kelas E

Pada gambar 4.10 dijelaskan titik dari kurva ROC dari kelas E ditentukan berdasarkan hasil TPR kelas E pada sumbu x sebesar 0.65 dan FPR kelas E pada sumbu y yakni, 0.00, dilengkapi dengan hasil AUC dari kelas E sebesar 82% dengan nilai klasifikasi *good* (baik).

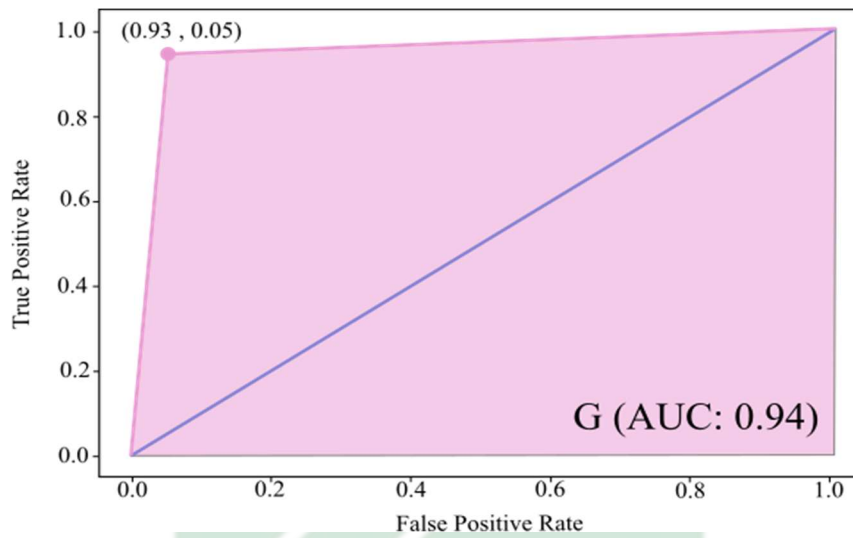
Kurva ROC dan AUC kelas F:



Gambar 4. 12 Kurva ROC dan AUC Kelas F

Pada gambar 4.11 dijelaskan titik dari kurva ROC dari kelas F ditentukan berdasarkan hasil TPR kelas F pada sumbu x sebesar 0.83 dan FPR kelas F pada sumbu y yakni, 0.09, dilengkapi dengan hasil AUC dari kelas F sebesar 87% dengan nilai klasifikasi *good* (baik).

Kurva ROC dan AUC kelas G:

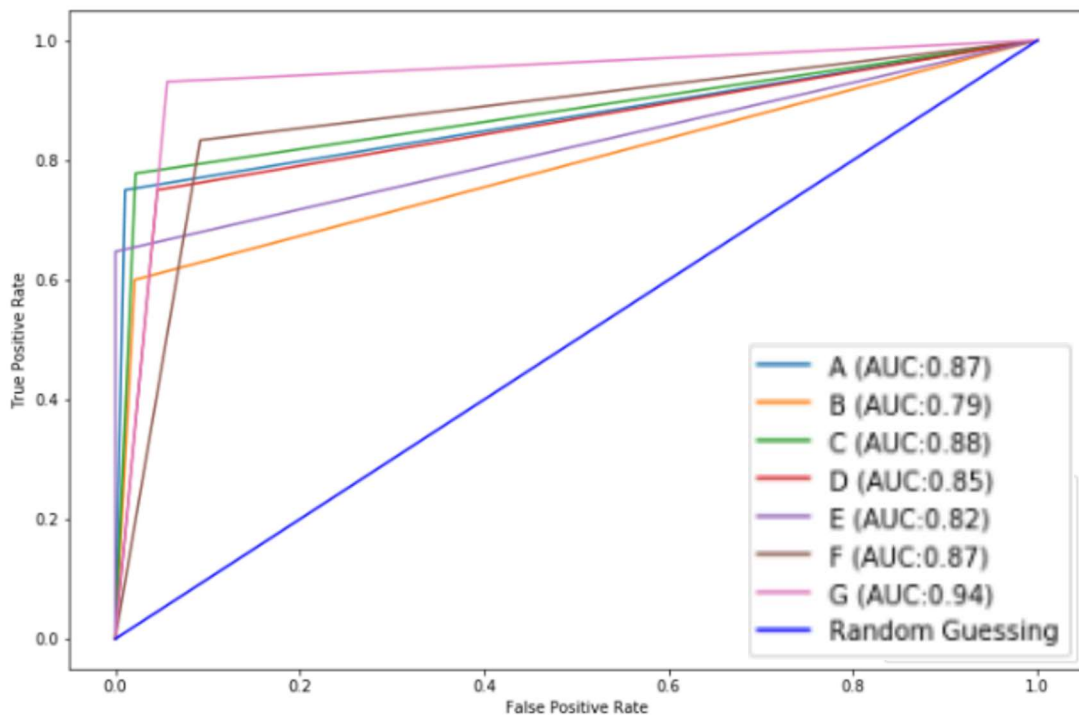


Gambar 4. 13 Kurva ROC dan AUC Kelas G

Pada gambar 4.12 dijelaskan titik dari kurva ROC dari kelas G ditentukan berdasarkan hasil TPR kelas G pada sumbu x sebesar 0.93 dan FPR kelas F pada sumbu y yakni, 0.05, dilengkapi dengan hasil AUC dari kelas G sebesar 94% dengan nilai klasifikasi *excellent* (sangat baik).

Berdasarkan kurva ROC dan AUC dari beberapa kelas diatas berikut rekapan kurva ROC dan AUC pada gambar 4.13 :

ROC AUC score: 0.860132804313861



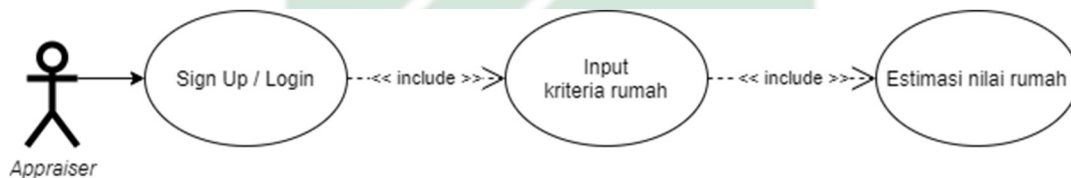
Gambar 4. 14 Rekapan Kurva ROC dan Keterangan AUC dari Setiap Kelas

4.5 Deployment

Setelah model *machine learning* jadi dilanjutkan dengan perancangan interface pada tahap deployment dimulai dengan perancangan *UML*.

4.5.1 UML Use Case Diagram

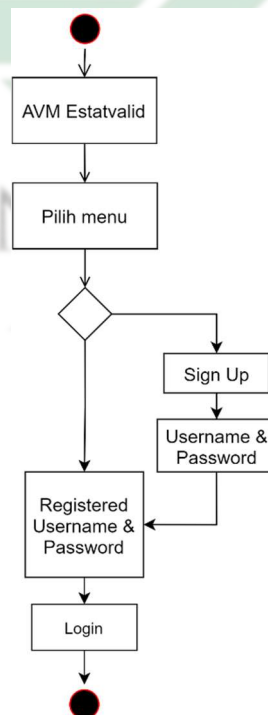
Skenario penggunaan sistem estatval oleh *user* dirancang menggunakan *Use Case Diagram*. *User* yang belum memiliki akun dipersilahkan untuk melakukan *sign up* terlebih dahulu. Jika *Username* dan *password* telah terdaftar bisa digunakan untuk login sistem, setelah login user dapat menginput kriteria rumah seperti yang tertera pada *input layer* gambar 3.4. Jika seluruh kriteria rumah telah diinput *appraiser* dapat menekan tombol estimasi hingga yang menghasilkan output estimasi nilai rumah.



Gambar 4. 15 Use Case Diagram Estaval

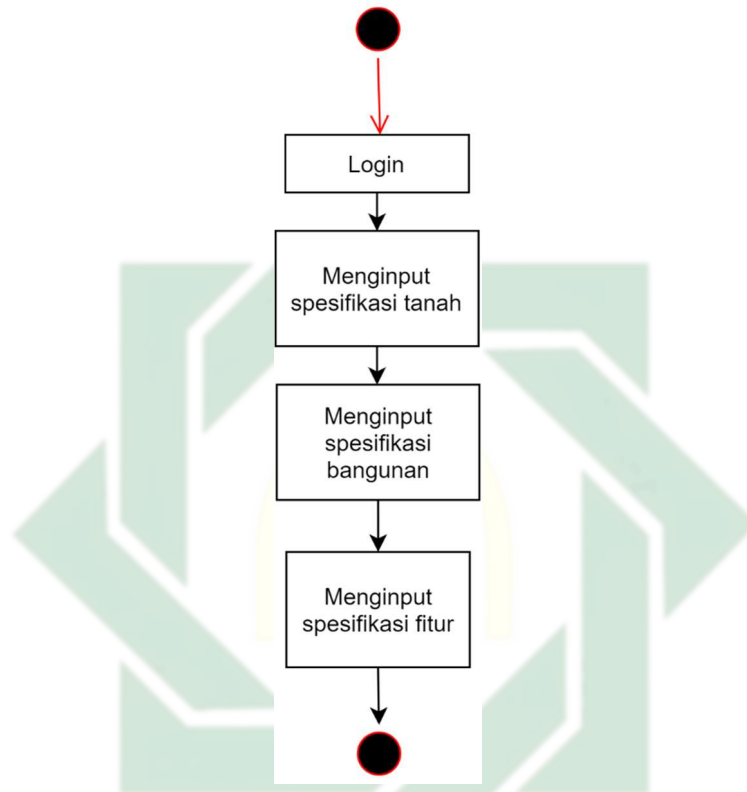
4.5.2 UML Activity Diagram

Aktivitas pada sistem yang dikembangkan dijelaskan menggunakan *Activity Diagram*, sesuai dengan *Use Case Diagram* terdapat 3 aktivitas pada sistem estatval seperti berikut:



Gambar 4. 16 Activity Diagram Sign Up / Login

AVM estatval diawali dengan tampilan pilihan menu jika *appraiser* belum memiliki *username* dan *password* maka *appraiser* dipersilahkan untuk ke menu *sign up* terlebih dahulu. Jika sudah terdaftar *username* dan *password* dapat digunakan untuk *login* pada sistem estatval. Setelah login *appraiser* dapat mengakses menu home untuk memasukkan spesifikasi rumah seperti berikut:



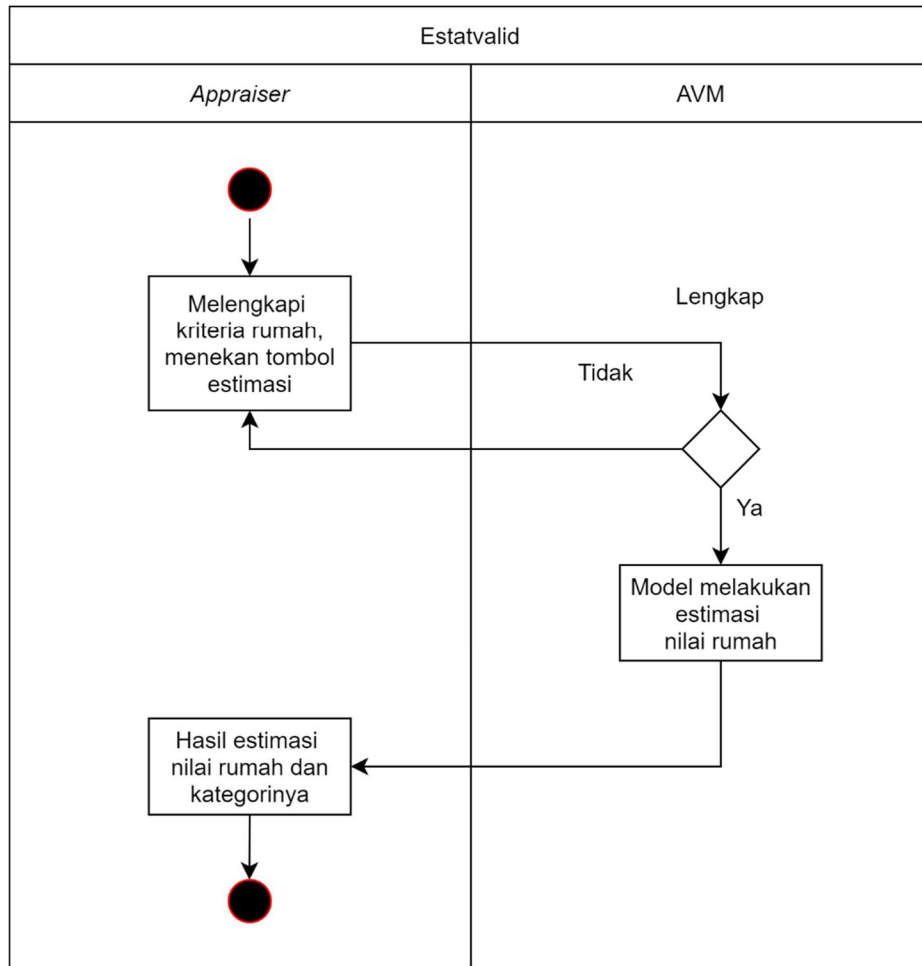
Gambar 4. 17 Activity Diagram Input Kriteria Rumah

Kriteria rumah terdiri dari data kategorik seperti pada tabel 3.1 dan numerik seperti luas tanah, luas bangunan, dan lebar jalan, spesifikasinya seperti pada tabel berikut:

Tabel 4. 12 Tabel Spesifikasi Rumah

Spesifikasi Tanah	Spesifikasi Bangunan	Spesifikasi Fitur
Kota	Jumlah Lantai	Lebar Jalan
Kawasan	Tahun Dibangun	Perkerasan Jalan
Sertifikat Tanah	Pondasi	Sumber Air
Posisi Tanah	Dinding	Daya Listrik
Bentuk Tanah	Rangka Atap	Pagar
Luas Tanah	Penutup Atap	
	Plafon	
	Pintu Jendela	
	Lantai	
	Luas Bangunan	

Setelah *appraiser* melengkapi kriteria rumah dan menekan tombol estimasi model akan melakukan estimasi nilai rumah. Sistem akan menampilkan hasil estimasi nilai rumah beserta kategorinya. Activity diagram sistem estatval seperti berikut:

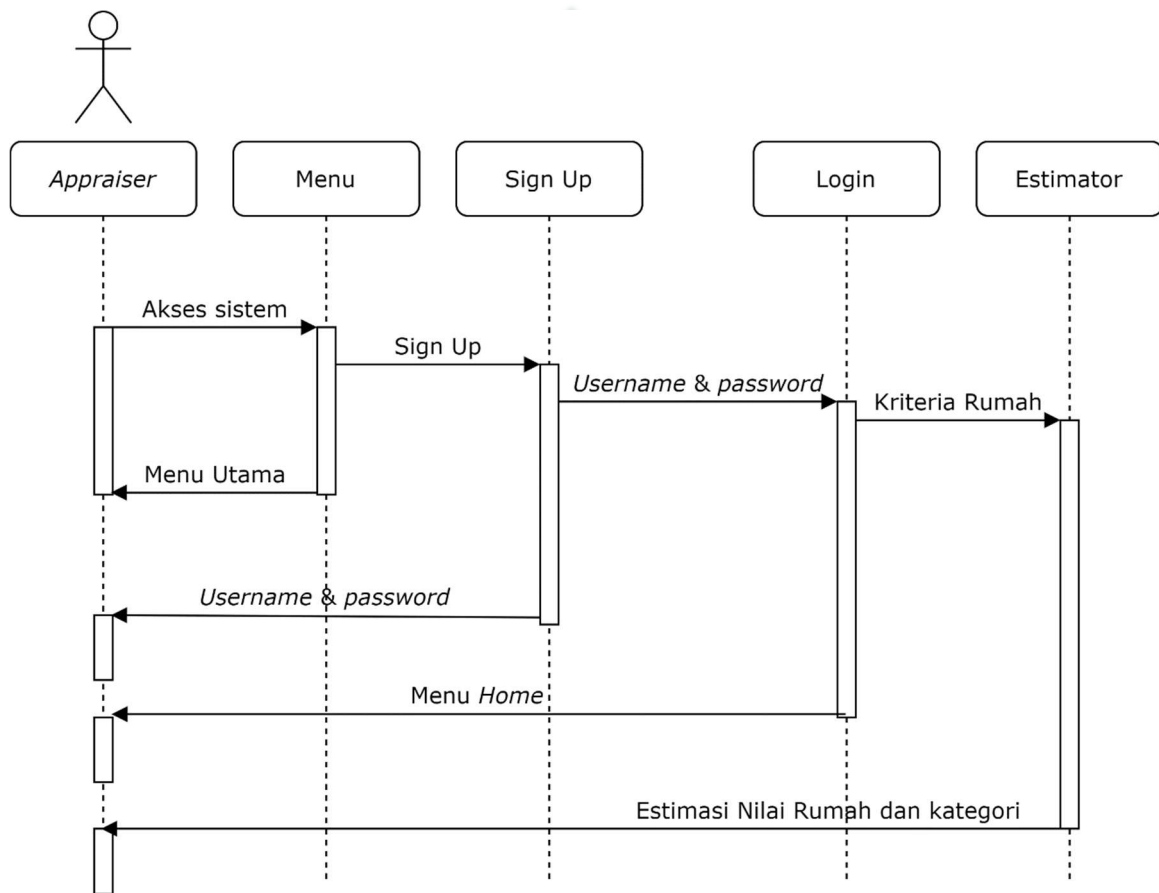


Gambar 4. 18 *Activity Diagram* Estimasi Nilai Rumah

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

4.5.3 UML Sequence Diagram

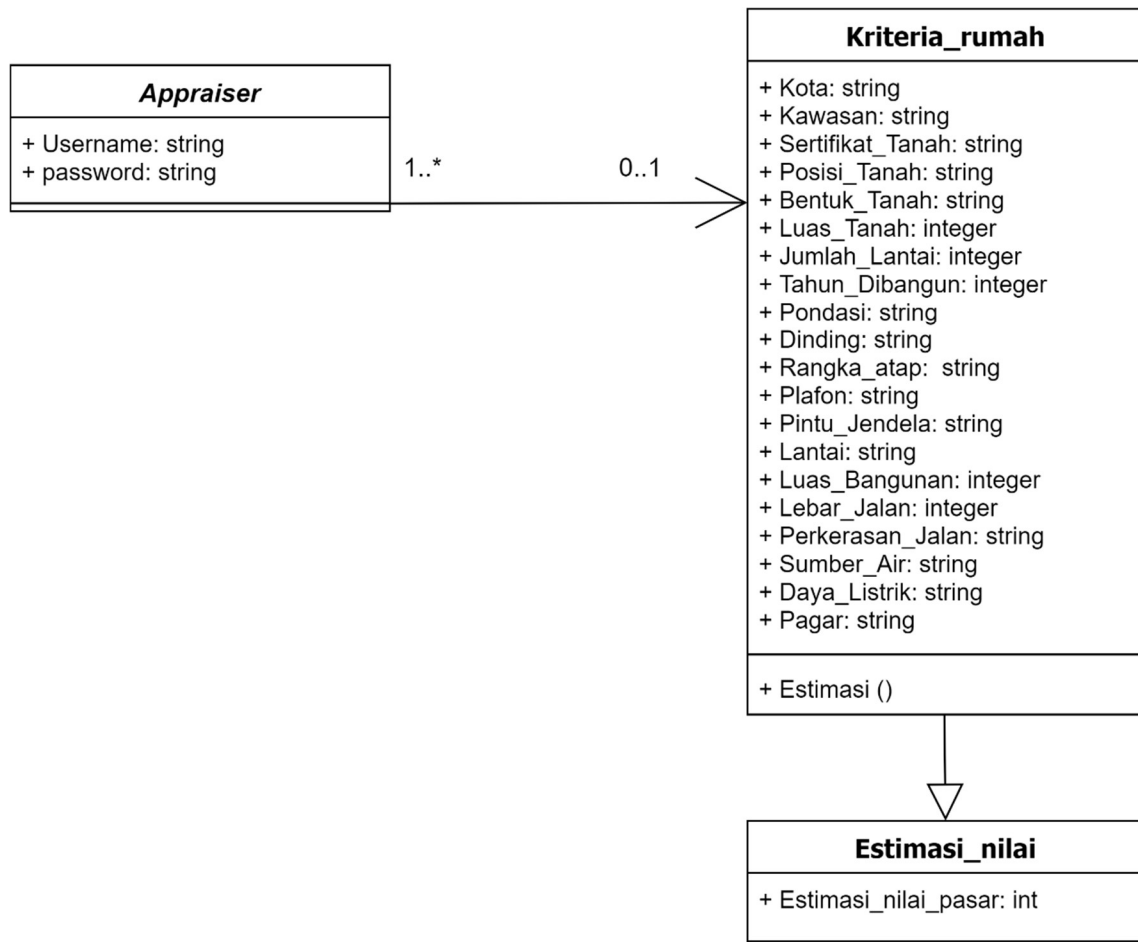
Tahapan interaksi antara *appraiser* dengan sistem dijelaskan menggunakan *sequence diagram*. *Appraiser* mengakses sistem ke menu utama jika belum memiliki username dan password maka dianjurkan untuk *sign up* terlebih dahulu. *Username* dan *password* dapat digunakan untuk *login*. Setelah login *appraiser* dapat memasukkan kriteria rumah agar bisa mengetahui estimasi nilai rumah dan kategorinya. *Sequence diagram* sistem estatval digambarkan sebagai berikut:



Gambar 4. 19 Sequence Diagram Estatval

4.5.4 UML Class Diagram

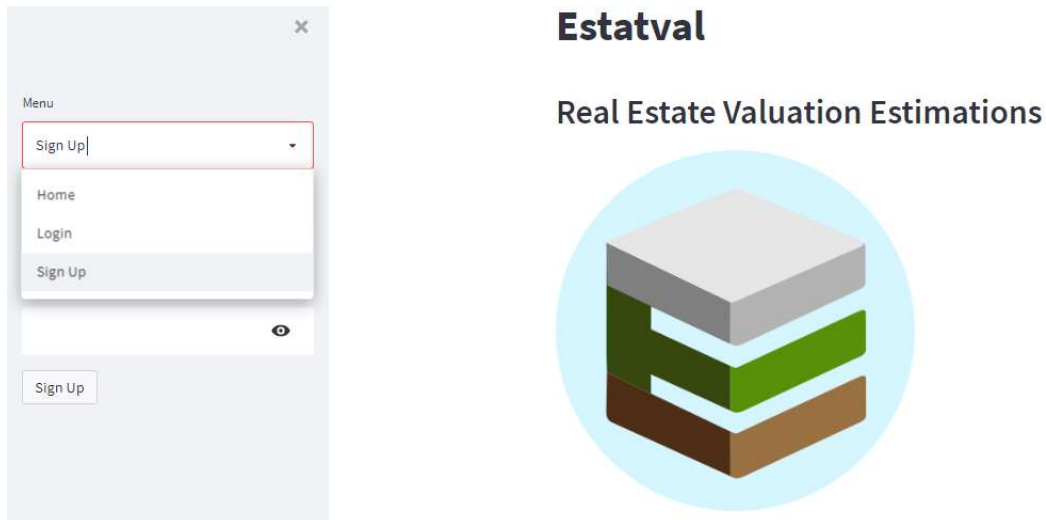
Sistem estatval terdiri dari beberapa kelas yang saling berhubungan pada setiap kelas terdapat *attribute*, namun tidak setiap kelas terdapat metode operasi. Variabel dari setiap kelas disebut *attribute*, fungsi yang ada pada kelas disebut metode operasi. Struktur perkelasan pada sistem estatval digambarkan pada *class diagram* seperti gambar 4. berikut:



Gambar 4. 20 Class Diagram Estatval

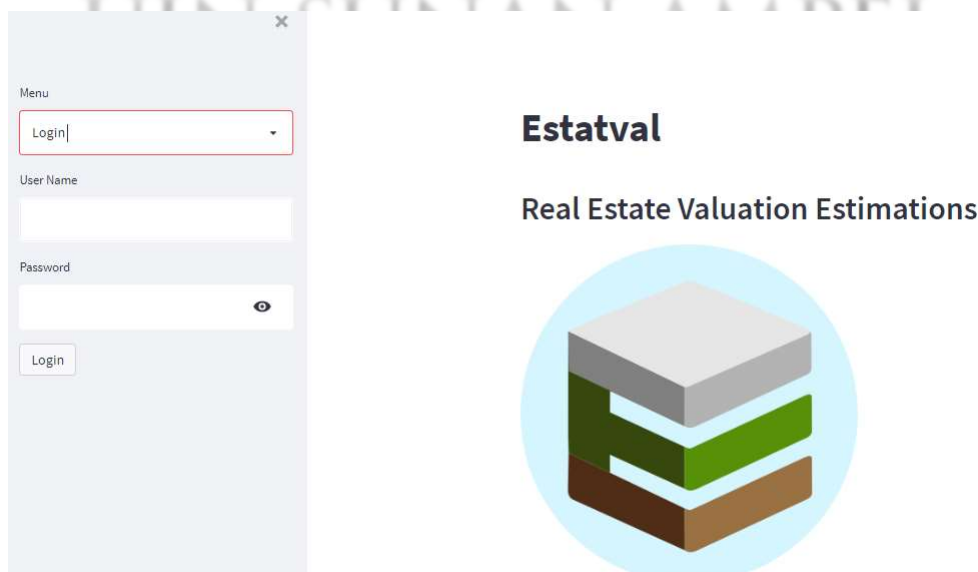
4.5.5 Desain Interface

Sistem estatval dikembangkan dengan *framework* streamlit yang terdiri dari 3 menu, sign up untuk pendaftaran *user* baru. login untuk masuk menggunakan *username* dan *password* yang telah didaftarkan. Setelah login *user* boleh menuju menu *home* untuk menginputkan kriteria rumah sehingga bisa mengetahui hasil estimasi nilai rumah setelah menekan tombol estimasi. Desain interface sistem estatval seperti berikut:



Gambar 4. 21 Interface Menu Sign Up

Menu sign up seperti pada gambar 4. seperti pintu gerbang bagi *user*, jika *user* belum terdaftar maka *user* belum diizinkan untuk masuk mengakses fitur pada sistem. *User* perlu mendaftar terlebih dahulu menggunakan *username* dan *password* untuk diisikan pada menu login seperti berikut:



Gambar 4. 22 Interface Login

Setelah melakukan registrasi pada menu *sign up* dengan *username* dan *password*, *user* dipersilahkan untuk menggunakan *username* dan *password* yang telah didaftarkan sebelumnya pada menu *login* seperti pada gambar 4. 16. Jika *username* dan *password* benar dan cocok maka *user* dipersilahkan untuk menuju ke menu *home* seperti berikut: Setelah *user* memasuki menu *home*, *user* dapat memasukkan spesifikasi rumah seperti yang tertera pada tabel 3.1. Setelah spesifikasi rumah telah terisi semua *user* dapat mengklik tombol estimasi sehingga sistem dapat menampilkan hasil estimasi seperti berikut:

Spesifikasi

Kota
Sidoarjo

Kawasan
Perdesaan

Sertifikat Tanah
SHGB

Posisi Tanah
Antara

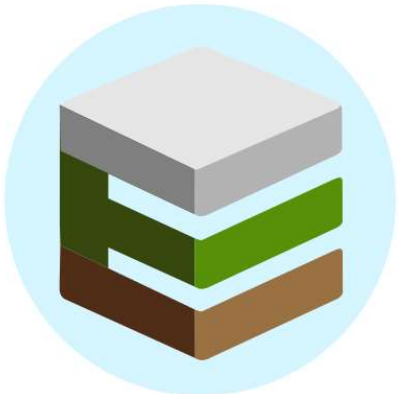
Bentuk Tanah
Segi empat

Luas Tanah

Jumlah Lantai

Estatval

Real Estate Valuation Estimations



Luas Bangunan
90

Lebar Jalan
7

Perkerasan Jalan
Paving

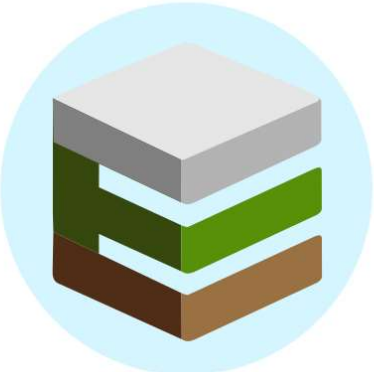
Sumber Air
PDAM

Daya Listrik
1300

Pagar
Depan

ESTIMASI

Real Estate Valuation Estimations



Kategori B (600 juta-an)

Gambar 4. 23 *Interface* Estimasi Nilai Pasar

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan serangkaian proses pengembangan *Automated Valuation Model* berbasis JST *Backpropagation* kesimpulan yang didapat sebagai berikut:

1. Model *machine learning AVM* yang diteliti menggunakan metode JST *Backpropagation* dikembangkan dengan library *tensorflow*. Diterapkan pada sistem dengan framework *streamlit* yang mudah untuk dikembangkan.
2. Performa AVM diukur dengan *K-Fold Cross Validation* dengan hasil pada setiap *fold* tertera pada tabel 4.8 *accuracy Confusion Matrix* yang menghasilkan *accuracy* klasifikasi dari algoritma *backpropagation* sebesar 80%.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan terdapat saran yang direkomendasikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, diantaranya sebagai berikut:

1. Jangkauan pengumpulan data bisa diperluas lagi lebih dari satu KJPP agar mendapatkan referensi tambahan sehingga lebih komprehensif.
2. Perbedaan nilai pasar tanah pada setiap daerah masih belum teradaptasi oleh sistem, untuk meningkatkan hasil estimasi dibutuhkan nilai pasar tanah dari beberapa daerah yang berbeda secara detail.
3. Untuk mendapatkan nilai akurasi sistem *AVM* yang lebih baik diperlukan pola data yang jelas pada setiap kelas. Salah satu cara untuk mengidentifikasi pola data dapat dilakukan menggunakan *Tableau* seperti visualisasi pada gambar 4.4. yang dijelaskan pada tabel 4.2.
4. Direkomendasikan untuk menggunakan metode *AVM* yang lain diantaranya dengan model berbasis *GIS (Geographic Informatino System)*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidoeye, R. B., & Chan, A. P. C. (2017a). Artificial neural network in property valuation: application framework and research trend. *Property Management*, 35(5), 554–571. <https://doi.org/10.1108/PM-06-2016-0027>
- Abidoeye, R. B., & Chan, A. P. C. (2017b). Modelling property values in Nigeria using artificial neural network. *Journal of Property Research*, 34(1), 36–53. <https://doi.org/10.1080/09599916.2017.1286366>
- Adawadkar, K. (2017). Python Programming-Applications and Future. *International Journal of Advance Engineering and Research Development*, 4(04), 1–4. <https://doi.org/10.21090/ijaerd.it032>
- Ahmad Haris H. S., Bambang Herry Purnomo, D. W. S. (2020). Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prakiraan Harga Komponen Bahan Baku Pakan Unggas di PT XYZ. *Industria: Jurnal Teknologi Dan Manajemen Agroindustri*, 9(2), 151–161. <https://doi.org/10.21776/ub.industria.2020.009.02.9>
- Anastasia, N. (2017). Edukasi Penilaian Properti Sederhana. *Petra Community Service*, 1(1), 1–6. Retrieved from <http://publication.petra.ac.id/index.php/PSL/article/viewFile/7157/6492>
- Andreoni, M., Duarte, O. C. M. B., & Pujolle, G. (2019). *A Monitoring and Threat Detection System Using Stream Processing as a Virtual Function for Big Data*. (June), 209–216. https://doi.org/10.5753/sbrc_estendido.2019.7789
- Arcuri, N., De Ruggiero, M., Salvo, F., & Zinno, R. (2020). Automated valuation methods through the cost approach in a BIM and GIS integration framework for smart city appraisals. *Sustainability (Switzerland)*, 12(18), 1–16. <https://doi.org/10.3390/su12187546>
- Behera, B., Kumaravelan, G., & Kumar, P. (2019). Performance evaluation of deep learning algorithms in biomedical document classification. *Proceedings of the 11th International Conference on Advanced Computing, ICoAC 2019*, 220–224. <https://doi.org/10.1109/ICoAC48765.2019.246843>
- Bergadano, F., Bertilone, R., Paolotti, D., & Ruffo, G. (2019). Learning Real Estate Automated Valuation Models from Heterogeneous Data Sources. *ArXiv*, (1), 1–14.

- Berrar, D. (2018). Cross-validation. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics*, 1–3, 542–545. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809633-8.20349-X>
- Bowers, A. J., & Zhou, X. (2019). Receiver Operating Characteristic (ROC) Area Under the Curve (AUC): A Diagnostic Measure for Evaluating the Accuracy of Predictors of Education Outcomes. *Journal of Education for Students Placed at Risk*, 24(1), 20–46. <https://doi.org/10.1080/10824669.2018.1523734>
- Fadli, H. F., & Hidayatullah, A. F. (2019). *Identifikasi Cyberbullying Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Klasifikasi Random Forest*.
- Fajar, M. (2016). *Perbandingan kinerja peramalan pertumbuhan ekonomi Indonesia antara ARMA, FFNN dan hybrid ARMA-FFNN*. (March). <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.34924.36483>
- Glumac, B., & Des Rosiers, F. (2018). Real Estate and Land Property Automated Valuation Systems: A Taxonomy and Conceptual Model. *SSRN Electronic Journal*, (April). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3183132>
- Glumac, B., & Des Rosiers, F. (2020). Practice briefing – Automated valuation models (AVMs): their role, their advantages and their limitations. *Journal of Property Investment and Finance*. <https://doi.org/10.1108/JPIF-07-2020-0086>
- Goebel, K. (2007). Case-Based Reasoning and Neural Networks For Real Estate Valuation. *IASTED International MultiConference: Artificial Intelligence and Applications*, 84–85.
- Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). *Metrics for Multi-Class Classification: an Overview*. 1–17. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2008.05756>
- Hao, J., & Ho, T. K. (2019). Machine Learning Made Easy: A Review of Scikit-learn Package in Python Programming Language. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 44(3), 348–361. <https://doi.org/10.3102/1076998619832248>
- Hirunyanakul, A., Kerdprasop, N., & Kerdprasop, K. (2018). A Novel Heuristic Method for Misclassification Cost Tuning in Imbalanced Data. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 8(6), 565–570. <https://doi.org/10.18178/ijmlc.2018.8.6.746>
- Hutapea, T. & I. (2018). Penerapan Algoritma Modified K-Nearest Neighbour Pada Pengklasifikasian Penyakit Kejiwaan Skizofrenia. *Jurnal Pengembangan Teknologi*

Informasi Dan Ilmu Komputer, 2(10), 3957–3961.

IAAO. (2018). *Standard on Automated Valuation Models (AVMs) - 2018*.

Ibrahim, M. F. (2006). Automated Valuation Model: An Application to The Public Housing Resale Market in Singapore. *Property Management*, 23, 357–373.

Jasmir. (2016). Implementasi Teknik Data Cleaning dan Teknik Roughset pada Data Tidak Lengkap dalam Data Mining. *Seminar Nasional APTIKOM (SEMNASTIKOM)*, 99–106.

Kasdianto, K., & Aisyah, S. (2017). Desain Sistem Pendeteksi untuk Citra Base Sub-assembly dengan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Rekayasa Elektrika*, 13(1), 1. <https://doi.org/10.17529/jre.v13i1.4368>

Koh, C. W. T., Joly, G. L. C., & Chan, K. R. (2021). *Gene Updater : A Streamlit web tool that autocorrects and updates for Excel misidentified gene names*. 1–8.

Kumar, R., & Indrayan, A. (2011). Receiver operating characteristic (ROC) curve for medical researchers. *Indian Pediatrics*, 48(4), 277–287. <https://doi.org/10.1007/s13312-011-0055-4>

Makarau, vicky H. (2012). Penduduk, Perumahan Pemukiman Perkotaan dan Pendekatan Kebijakan. *Sabua*, 3(1), 53–57.

Manajang, D. J. P., Jacobus, A., Elektro, J. T., Sam, U., & Manado, R. (2020). Implementasi Framework Tensorflow Object Detection API Dalam Mengklasifikasi Jenis Kendaraan Bermotor. *Jurnal Teknik Informatika*, 15(3), 171–178. <https://doi.org/10.35793/jti.15.3.2020.29775>

Mohotti, W. A., & Premaratne, S. C. (2017). Analysing Sri Lankan lifestyles with data mining: two case studies of education and health. *Kelaniya Journal of Management*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.4038/kjm.v6i1.7523>

Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87–106. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87>

Mustika, D. (2017). Analisis Penilaian Properti Berupa Rumah Tinggal Di Perumahan Citraland City Samarinda Pada Kjpp. Aksa, Nelson & Rekan. *Ekonomia*, 6(2), 99–106.

Nils Kok, Eija-Leena Koponen, C. A. M.-B. (2017). Big Data in Real Estate? From Manual Appraisal to Automated Valuation Model. *The Journal of Portfolio Management*, 43(6),

202–211.

- Nurjaman, J., Ilyas, R., Kasyidi, F., Informatika, J., Jenderal, U., & Yani, A. (2020). *Pengukuran Kesamaan Semantik Pasangan Kalimat Sitasi Menggunakan Convolutional Neural Network*. 26–27.
- Peter, N. J., Okagbue, H. I., Obasi, E. C. M., & Akinola, A. O. (2020). Review on the application of artificial neural networks in real estate valuation. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(3), 2918–2925. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/66932020>
- Plieninger, T., Levers, C., Mantel, M., Costa, A., Schaich, H., & Kuemmerle, T. (2015). Patterns and drivers of scattered tree loss in agricultural landscapes: Orchard meadows in Germany (1968-2009). *PLoS ONE*, 10(5). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0126178>
- Primadasa, Y., & Juliansa, H. (2020). *Rancang Bangun Sistem E-Discussion Untuk Mahasiswa Kota Lubuklinggau Designing An E-Discussion System For Students Of Lubuklinggau City*. 6(2), 310–322.
- Primaningtyas, M. (2012). Jurnal Sains Pemasaran Indonesia. *Jurnal Sains Pemasaran Indonesia*, XI(3), 283–300.
- Renigier-Bilozor, M., Janowski, A., & D'Amato, M. (2019). Automated Valuation Model Based on Fuzzy and Rough Set Theory for Real Estate Market with Insufficient Source Data. *Land Use Policy*, 87(May). <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104021>
- Rosandy, T. (2016). PERBANDINGAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER DENGAN METODE DECISION TREE (C4.5) UNTUK MENGANALISA KELANCARAN PEMBIAYAAN (Study Kasus : KSPPS / BMT AL-FADHILA. *Jurnal Teknologi Informasi Magister Darmajaya*, 2(01), 52–62.
- Saprudin, & Mahmud, U. (2019). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Nilai Tanah Sebagai Dasar Penilaian Nilai Jual Obyek Pajak (NJOP) Studi Tentang Pajak Bumi dan Bangunan di Kota Bogor. *Ilmiah Manajemen Forkamma*, 3(1), 28–45. Retrieved from <https://journal.uui.ac.id/JEP/article/view/625>
- Sarip, A. G. (2005). Integrating artificial neural networks and GIS for single-property valuation. *Proceedings of the 11th Pacific Rim Property Research Conference, Melbourne*, 1–16. Retrieved from [internal-pdf://0.57.210.130/GIS NN.pdf](http://0.57.210.130/GIS%20NN.pdf)

- Sinurat, L. (2020). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Deteksi Bahaya Kelebihan Mengonsumsi Kafein dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 1(3), 115–122.
- Sitepu, A. C., & Sigiro, M. (2021). Analisis Fungsi Aktivasi Relu dan Sigmoid menggunakan optimizer SGD dengan Representasi MSE pada Model Backpropagation. *Prosiding SeNTIK*, 1, 12–25.
- Štubňová, M., Urbaníková, M., Hudáková, J., & Papcunová, V. (2020). Estimation of residential property market price: comparison of artificial neural networks and hedonic pricing model. *Emerging Science Journal*, 4(6), 530–538. <https://doi.org/10.28991/esj-2020-01250>
- Suendri. (2018). Implementasi Diagram UML (Unified Modelling Language) Pada Perancangan Sistem Informasi Remunerasi Dosen Dengan Database Oracle (Studi Kasus: UIN Sumatera Utara Medan). *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 3(1), 1–9.
- Suhermi, N., Suhartono, S., Dana, I. M. G. M., & Prastyo, D. D. (2019). Pemilihan Arsitektur Terbaik pada Model Deep Learning Melalui Pendekatan Desain Eksperimen untuk Peramalan Deret Waktu Nonlinier. *STATISTIKA: Journal of Theoretical Statistics and Its Applications*, 18(2), 153–159. <https://doi.org/10.29313/jstat.v18i2.4545>
- Tabales, N., Julia, M., Ocerin, C., María, J., Carmona, R., & Francisco, J. (2013). *Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Price*.
- Takahashi, K., Yamamoto, K., Kuchiba, A., & Koyama, T. (2022). Confidence interval for micro-averaged F 1 and macro-averaged F 1 scores. *Applied Intelligence*, 52(5), 4961–4972. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-02635-5>
- Tama, R. J. (2017). Penilaian dengan Metode Land Development Analysis (Studi Kasus Lahan di Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan). *I-Finance*, 3(1), 19–30.
- Ting, K. M. (2017). Confusion Matrix. *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*, (October), 260–260. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1_50
- Wang, D., & Li, V. J. (2019). Mass appraisal models of real estate in the 21st century: A systematic literature review. *Sustainability (Switzerland)*, 11(24), 1–14. <https://doi.org/10.3390/su11247006>
- Wibawa, M. S. (2016). Pengaruh Fungsi Aktivasi, Optimisasi dan Jumlah Epoch Terhadap

- Performa Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Sistem Dan Informatika*, 11(2), 1–8.
<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21139.94241>
- Widyaningsih, Y., Arum, G. P., & Prawira, K. (2021). Aplikasi K-Fold Cross Validation Dalam Penentuan Model Regresi Binomial Negatif Terbaik. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 15(2), 315–322.
<https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss2pp315-322>
- Yacim, J. A., & Boshoff, D. G. B. (2018). Impact of Artificial Neural Networks Training Algorithms on Accurate Prediction of Property Values. *Journal of Real Estate Research*, 40(3), 375–418.
- Yasa, I. W. W. (2016). Analisis Penilaian Bangunan Rumah Tinggal di Kota Denpasar. *Spektran*, 4(2), 55–62.
- You, Q., Pang, R., Cao, L., & Luo, J. (2017). Image-Based Appraisal of Real Estate Properties. *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(12), 2751–2759.
<https://doi.org/10.1109/TMM.2017.2710804>
- Zainuri, M., & Utomo, C. U. (2014). Analisa Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya. *Analisa Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya*, 3(2), D71–D75.
- Zhou, G., Ji, Y., Chen, X., & Zhang, F. (2018). Artificial Neural Networks and the Mass Appraisal of Real Estate. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 14(3), 180–187. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v14i03.8420>

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A