PREDIKSI KEMENANGAN KANDIDAT PEMILIHAN KEPALA DAERAH MENGGUNAKAN METODE MULTI LAYER PERCEPTRON (MLP) DENGAN INTEGRASI DATA DEMOGRAFIS DAN PROFIL PARTAI

TESIS

Oleh :
EKO HARIYONO
NIM. 230605220018

PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026

MOTTO

“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Maka apabila engkau telah selesai (dari sesuatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan yang lain). Dan hanya kepada Tuhanmulah engkau berharap." (QS. Al-Insyirah: 6-8)

PERSEMBAHAN

Dengan mengucap *Bismillahirrohmanirrohim* dan *Alhamdulillahi rabbil 'alamin*, Tesis ini saya persembahkan untuk:

1. Seluruh keluarga tercinta (Istri, Kedua Orang Tua, dan Adik) yang selalu memberikan dukungan, doa dan semangat yang tiada henti.
2. Seluruh Civitas Akademika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, Staff Pengajar, Karyawan dan Mahasiswa untuk dapat menimba ilmu, teknologi serta agama.
3. Seluruh rekan-rekan Asosiasi Mahasiswa Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang semua angkatan terutama Angkatan 23 atas kerjasamanya selama ini.
4. Bapak, ibu, saudara dan rekan-rekan sekalian yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu yang telah mendukung penyelesaian Tesis ini.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warohmatullahi Wabarokatuh.

Syukur *alhamdulillah* penulis hanturkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus menyelesaikan Tesis ini dengan baik.

Selanjutnya penulis haturkan ucapan terima kasih seiring do'a dan harapan jazakumullah ahsanal jaza' kepada semua pihak yang telah membantu terselesaikannya Thesis ini. Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Dr. M. Ainul Yaqin, S.Si., M.Kom dan Bapak Dr. Mochammad Imamuddin, Lc., M.Aq selaku dosen pembimbing Tesis, yang telah banyak memberikan pengarahan dan pengalaman yang berharga.
2. Segenap sivitas akademika Program Studi Magister Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, terutama seluruh Bapak/ Ibu dosen, terima kasih atas segenap ilmu dan bimbingannya.
3. Ayah dan Ibu tercinta yang senantiasa memberikan doa dan restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu.
4. Istri tercinta yang senantiasa memberikan doa dan restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu dan memberikan semangat untuk menyelesaikan Tesis ini.
5. Adik Kandung penulis yang selalu memberikan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan Tesis ini.
6. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan Tesis ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Thesis ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga Thesis ini bisa memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi. Amin Ya Rabbal Alamin.

Wassalamu'alaikum Warohmatullohi Wabarokatuh.

Malang, 17 Juni 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL I
HALAMAN PENGAJUAN II
HALAMAN PERSETUJUAN III
HALAMAN PENGESAHAN IV
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN V
MOTTO VI
PERSEMBAHAN VII
KATA PENGANTAR VIII
DAFTAR ISI IX
DAFTAR GAMBAR XII
DAFTAR TABEL XIII
ABSTAK XIV
ABSTRACT XV
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 7
1.3 Tujuan Penelitian 7
1.4 Hipotesis 7
1.5 Manfaat Penelitian 8
1.6 Batasan Masalah 8
1.7 Sistematika Penulisan 8
BAB II KERANGKA TEORITIS 10
2.1 Landasan Teori 10
2.1.1 Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) 10
2.1.2 Perilaku Pemilih dan Faktor Demografis 10
2.1.3 Peran Partai Politik dalam Pemilu 11
2.1.4 Prediksi Hasil Pemilu (Election Forecasting) 13
2.1.5 Deep Learning 15
2.2 Penelitian Terdahulu 19
2.2.1 Penelitian Terdahulu 19
2.2.2 Kebaruan Penelitian (Novelti) 21
2.3 Kerangka Pemikiran 23

BAB III METODELOGI PENELITIAN 24
3.1 JENIS DAN PENDEKATAN PENELITIAN 24
3.2 DATA DAN SUMBER DATA 24
3.2.1 Data Demografis 24
3.2.2 Data Profil Partai Politik 24
3.2.3 Data Hasil Pilkada 25
3.3 VARIABEL PENELITIAN 30
3.3.1 Variabel Independen (X): 30
3.3.2 Variabel Dependen (Y): 36
3.4 TEKNIK PENGUMPULAN DATA 38
3.5 TEKNIK ANALISIS DATA 39
3.5.1 Pra-pemrosesan Data 39
3.5.2 Arsitektur Deep Learning 39
3.5.3 Evaluasi Model 41
3.6 DESAIN EKSPERIMEN 41
3.6.1 Perumusan Masalah dan Formulasi Hipotesis 41
3.6.2 Perancangan Eksperimen 43
3.6.3 Pelaksanaan Eksperimen 47
3.7 METODE YANG DIGUNAKAN 60
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 62
4.1 HASIL EKSPERIMEN 62
4.1.1 Hasil Eksperimen Skenario 1 62
4.1.2 Hasil Eksperimen Skenario 2 65
4.1.3 Hasil Eksperimen Skenario 3 68
4.2 PEMBAHASAN 70
4.2.1 Analisis Komparatif Skenario 1 70
4.2.2 Analisis Komparatif Skenario 2 73
4.2.3 Analisis Komparatif Skenario 3 74
4.2.4 Jawaban Rumusan Masalah 75
4.3 INTEGRASI 76
4.3.1 Mekanisme Komputasional Peleburan Fitur 76
4.3.2 Menjelaskan Anomali Politik Pilkada Kabupaten Pasuruan 2024 77
4.3.3. Kepemimpinan dalam Perspektif Islam, Al-Qur'an, dan Hadis 77
BAB V KESIMPULAN 80

5.1 KESIMPULAN 80
5.2 SARAN 81
DAFTAR PUSTAKA 82

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Prediksi & Analisis Pemilu Indonesia 15
Gambar 2. 2 Kerangka Pemikiran..... 23

Gambar 4. 1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (Mikro Demografi)..... 63
Gambar 4. 2 Grafik Loss Convergence..... 64
Gambar 4. 3 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan MLP (Makro Politik)..... 66
Gambar 4. 4 Grafik Loss Convergence..... 67
Gambar 4. 5 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan MLP Gabungan (Mikro & Makro)..... 68
Gambar 4. 6 Grafik Loss Convergence..... 69
Gambar 4. 7 Grafik SHAP Dependence Plot Pekerjaan..... 71
Gambar 4. 8 Grafik SHAP Dependence Plot Usia 71
Gambar 4. 9 Grafik SHAP Dependence Plot Jenis Kelamin..... 72
Gambar 4. 10 Grafik SHAP Dependence Plot Pendidikan..... 72
Gambar 4. 11 Grafik SHAP Dependence Plot Makro 73
Gambar 4. 12 Grafik SHAP Dependence Plot Gabungan 75

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu 19

Tabel 3. 1 Hasil Pilkada Tahun 2013 - 2018 25
Tabel 3. 2 Hasil Pilkada Tahun 2018 - 2023 26
Tabel 3. 3 Hasil Pilkada Tahun 2024 - 2029 27
Tabel 3. 4 Hasil Kesimpulan Variabel 29
Tabel 3. 5 Distribusi Variabel Independen 30
Tabel 3. 6 Karakteristik Partai 32
Tabel 3. 7 Karakteristik Berdasarkan Religius 33
Tabel 3. 8 Karakteristik Berdasarkan Nasionalis 34
Tabel 3. 9 Kasus Pilkada Pasuruan 2024 34
Tabel 3. 10 Variabel Dependen Berdasrkan Demografis 36
Tabel 3. 11 Variabel Dependen Berdasarkan Profil Partai 38
Tabel 3. 12 Lapisan Input 39
Tabel 3. 13 Hidden Layer 40
Tabel 3. 14 Output Layer 41
Tabel 3. 15 Variabel Independen 43
Tabel 3. 16 Pembuktian Efek Kuantitatif 44
Tabel 3. 17 Sampel Eksperimen 46
Tabel 3. 18 Alat Dan Teknologi 47
Tabel 3. 19 Partisi Ekuivalensi 48
Tabel 3. 20 Pengujian Tabel keputusan 49
Tabel 3. 21 Menemukan Parameter 51
Tabel 3. 22 Penggunaan Kasus Uji 52
Tabel 3. 23 Komparasi Hasil prediksi vs Realita 54
Tabel 3. 24 Persiapan Input Kontrol 55
Tabel 3. 25 Pengukuran Kinerja Kasus Tunggal 56
Tabel 3. 26 Analisis Bobot Fitur Lokal 56
Tabel 3. 27 Validasi Hipotesis Mayor 58

ABSTAK

Hariyono, Eko. 2026. **PREDIKSI KEMENANGAN KANDIDAT PEMILIHAN KEPALA DAERAH MENGGUNAKAN METODE MULTI LAYER PERCEPTRON (MLP) DENGAN INTEGRASI DATA DEMOGRAFIS DAN PROFIL PARTAI.** Program Studi Informatika, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. M. Ainul Yaqin, S.Si., M.Kom (II) Dr. Mochamad Imamuddin, Lc., M.A

Kata Kunci : *Computational Politics*, *Deep Learning*, Faktor Demografis, *Multi Layer Perceptron* (MLP), Profil Partai, Pemilihan Daerah

Memprediksi hasil pemilihan kepala daerah (Pilkada) di Indonesia menghadapi tantangan struktural dan sosiodemografis yang kompleks, yang sulit diatasi oleh model linier tradisional. Penelitian ini mengusulkan kerangka kerja deep learning canggih yang memanfaatkan Multi-Layer Perceptron (MLP) untuk memprediksi probabilitas kemenangan calon dengan mengintegrasikan data pemilih mikro-demografis dan profil partai makro-struktural. Dengan mengambil Kabupaten Pasuruan sebagai studi kasus kritis, model ini menangkap pergeseran struktural dan anomali politik yang diamati selama siklus pemilihan tahun 2013, 2018, dan 2024. Kumpulan data terdiri dari 12 fitur demografis yang dikompilasi dari catatan sipil (CAPIL) dan Badan Pusat Statistik (BPS), dikombinasikan dengan parameter kelembagaan dari Komisi Pemilihan Umum (KPU). Arsitektur yang diusulkan mengevaluasi tiga skenario komputasi berbeda untuk mengisolasi dampak fitur. Hasil empiris menunjukkan bahwa meskipun model demografis saja (Skenario 1) menghasilkan pola dasar, model hibrida terintegrasi penuh (Skenario 3) mencapai kinerja prediktif yang lebih unggul dengan Akurasi 85,3% dan Area Under Curve (AUC) sebesar 0,89. Analisis AI yang Dapat Dijelaskan (XAI) melalui nilai SHAP mengungkapkan bahwa efek figur calon dan pragmatisme ekonomi strategis secara efektif mengesampingkan monopoli kursi institusional tradisional. Studi ini menyumbangkan kerangka kerja komputasi yang baru dan kokoh untuk peramalan politik, menawarkan wawasan berbasis data yang dapat ditindaklanjuti untuk evaluasi strategi pemilu.

ABSTRACT

Hariyono, Eko. 2026. **REGIONAL ELECTION WINNER PREDICTION USING MULTI-LAYER PERCEPTRON INTEGRATING DEMOGRAPHIC AND POLITICAL PARTY PROFILE DATA.** Magister of Informatics, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang. Advisor: (I) Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom (II) Dr. Mochamad Imamuddin, Lc., M.A

Keywords : Computational politics, Deep learning, Demographic factors, Multi-layer perceptron, Party profile, Regional election.

Predicting regional election (Pilkada) outcomes in Indonesia faces complex structural and sociodemographic challenges that traditional linear models struggle to address. This study proposes an advanced deep learning framework utilizing a Multi-Layer Perceptron (MLP) to predict candidate victory probabilities by integrating micro-demographic voter data and macro-structural party profiles. Taking Kabupaten Pasuruan as a critical case study, the model captures the structural shifts and political anomalies observed during the 2013, 2018, and 2024 election cycles. The dataset comprises 12 demographic features compiled from the civil registry (CAPIL) and the Central Bureau of Statistics (BPS), combined with institutional parameters from the General Elections Commission (KPU). The proposed architecture evaluates three distinct computational scenarios to isolate feature impacts. The empirical results demonstrate that while the demographic-only model (Scenario 1) yields baseline patterns, the fully integrated hybrid model (Scenario 3) achieves superior predictive performance with an Accuracy of 85.3% and an Area Under Curve (AUC) of 0.89. Explainable AI (XAI) analysis via SHAP values reveals that candidate figure effects and strategic economic pragmatism effectively override traditional institutional seat monopolies. This study contributes a novel, robust computational framework for political forecasting, offering data-driven, actionable insights for electoral strategy evaluation.

الملخص

هاريونو، إيكو. 2026. توقع فوز المرشحين في انتخابات رؤساء المناطق باستخدام طريقة الشبكة العصبية متعددة الطبقات مع دمج البيانات الديموغرافية وملامح الأحزاب. قسم علوم الحاسوب، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية في مالانغ. المشرفان (I) د. عين الياقين, S.Si ,.M.Kom (II) د. محمد امام الدين ,Lc .,M.A

الكامات المفتاحية : : السياسة الحسابية، التعلم العميق، العوامل الديموغرافية، الشبكة العصبية متعددة الطبقات ملامح الأحزاب، الانتخابات المحلية

في إندونيسيا تحديات هيكلية واجتماعية-ديموغرافية معقدة، يصعب (Pilkada) يواجه التنبؤ بنتائج انتخابات رؤساء المناطق التغلب عليها باستخدام النماذج الخطية التقليدية. يقترح هذا البحث إطار عمل متطورًا يعتمد على التعلم العميق ويستفيد من للتنبؤ باحتمالية فوز المرشحين من خلال دمج البيانات الديموغرافية الدقيقة (MLP) شبكة بيرسيبترون متعددة الطبقات للناخبين والملامح الهيكلية الكلية للأحزاب. ومن خلال اتخاذ مقاطعة باسوروان كحالة دراسة حاسمة، يلتقط هذا النموذج التحولات الهيكلية والانحرافات السياسية التي لوحظت خلال دورات الانتخابات في أعوام 2013 و2018 و2024. تتألف والمكتب المركزي للإحصاء (CAPIL) مجموعة البيانات من 12 سمة ديموغرافية تم تجميعها من سجلات الأحوال المدنية وتقيّم البنية المقترحة ثلاثة سيناريوهات حسابية .(KPU) مقترنة بمعلمات مؤسسية من اللجنة العامة للانتخابات ،(BPS) مختلفة لعزل تأثير كل سمة. تشير النتائج التجريبية إلى أنه على الرغم من أن النموذج الديموغرافي وحده (السيناريو 1) ينتج أنماطًا أساسية، فإن النموذج الهجين المتكامل تمامًا (السيناريو 3) يحقق أداءً تنبؤيًا أفضل بدقة تبلغ 85,3% ومساحة أن SHAP من خلال قيم (XAI) تبلغ 0,89. وكشفت تحليلات الذكاء الاصطناعي القابلة للتفسير (AUC) تحت المنحنى تأثير شخصية المرشح والبراغماتية الاقتصادية الاستراتيجية يعملان بشكل فعال على تجاوز احتكار المقاعد المؤسسية التقليدية.

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pemilihan kepala daerah (Pilkada) di Indonesia tidak hanya menjadi ajang demokrasi lokal, tetapi juga medan persaingan kompleks antara faktor struktural, sosial, dan politik. Analisis empiris menunjukkan bahwa dalam banyak kasus, calon pemenang Pilkada sudah bisa diprediksi sejak awal berdasarkan variabel-demografis dan profil partai politik. Sebagai contoh, studi di Universitas Gadjah Mada pada Pilkada Serentak 2024 menemukan bahwa lebih dari 75 % wilayah sudah memiliki pemenang yang dapat diprediksi sebelum pemungutan suara berdasarkan koalisi dan basis politik lokal. (Tasya, 2025) Ini menunjukkan bahwa ada pola stabil atau deterministik dalam preferensi pemilih yang seharusnya bisa ditangkap oleh model prediksi dengan parameter yang tepat.

Penelitian mengenai perilaku pemilih telah lama menjadi perhatian akademisi, baik dalam ranah ilmu politik maupun ilmu sosial. Teori klasik seperti *sociological approach* (Columbia School), *psychological approach* (Michigan School), dan *rational choice theory* telah digunakan untuk menjelaskan perilaku pemilih. Namun, teori-teori tersebut masih terbatas pada pendekatan normatif dan tidak sepenuhnya mampu menangkap kompleksitas perilaku pemilih di era digital. Di Indonesia, perilaku pemilih semakin dipengaruhi oleh faktor-faktor kontekstual, seperti identitas sosial, loyalitas terhadap partai politik, serta isu-isu lokal yang berkembang. Dengan demikian, diperlukan pendekatan baru yang mampu mengintegrasikan faktor-faktor tersebut dalam sebuah model prediktif berbasis data.

Seiring perkembangan teknologi, penggunaan *machine learning* dan *deep learning* dalam bidang politik semakin meningkat. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa kecerdasan buatan mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode statistik tradisional dalam memproyeksikan hasil pemilu (Budiharto & Meiliana, 2018). Di sisi lain, penelitian yang mengaplikasikan deep learning dalam konteks Pilkada Indonesia masih sangat terbatas. Sebagian besar penelitian lebih banyak mengandalkan survei opini publik atau regresi logistik sederhana untuk memprediksi peluang kemenangan kandidat. Hal ini menimbulkan *research gap* yang perlu dijawab dengan pengembangan model prediksi berbasis deep learning yang lebih adaptif terhadap data multidimensional.

Integrasi data demografis dan profil partai politik menjadi aspek penting dalam penelitian ini. Data demografis, seperti usia, pendidikan, pekerjaan, dan lokasi geografis,

memberikan gambaran tentang karakteristik pemilih. Sementara itu, profil partai politik, yang mencakup ideologi, basis dukungan, kekuatan koalisi, serta rekam jejak elektoral, berperan besar dalam menentukan strategi kampanye kandidat. Penggabungan kedua aspek ini diyakini dapat menghasilkan model prediksi yang lebih komprehensif dibandingkan hanya mengandalkan salah satunya. Misalnya, seorang kandidat dengan dukungan partai besar mungkin memiliki probabilitas menang yang tinggi di daerah perkotaan, tetapi belum tentu sama di daerah pedesaan dengan preferensi demografis berbeda.

Selain itu, Pilkada di Indonesia seringkali dipengaruhi oleh faktor lokal yang unik. Kandidat petahana biasanya memiliki keuntungan dalam hal popularitas, akses sumber daya, serta jaringan politik, namun hal ini dapat berkurang bila tingkat kepuasan publik rendah. Faktor-faktor seperti isu lokal, afiliasi etnis, agama, serta kekuatan jejaring sosial juga memainkan peranan penting. Oleh karena itu, pendekatan analitis berbasis deep learning dengan integrasi data multivariabel menjadi relevan untuk menggali pola-pola tersembunyi dalam perilaku pemilih yang sulit ditangkap oleh metode konvensional.

Dari perspektif akademik, penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan literatur prediksi politik berbasis data. Sebagian besar literatur internasional lebih fokus pada konteks Pemilu Presiden atau parlemen, sementara kajian khusus mengenai pemilihan kepala daerah dengan model deep learning masih sangat jarang, terutama di negara berkembang seperti Indonesia. Hal ini membuka peluang untuk memberikan *novelty* dalam riset politik komputasional. Dari perspektif praktis, penelitian ini dapat membantu partai politik, kandidat, maupun lembaga survei untuk menyusun strategi pemenangan yang lebih berbasis bukti (*evidence-based strategy*), serta membantu penyelenggara pemilu dalam memahami pola partisipasi dan preferensi pemilih di tingkat lokal.

Faktor demografis—seperti usia, jenis kelamin, pendidikan, status pekerjaan, lokasi geografis (desa vs kota), etnisitas, agama, dan migrasi—telah terbukti memberi pengaruh signifikan terhadap perilaku pemilih di Indonesia. Studi “Faktor Demografi dalam Strategi Elektoral Pilkada: Perspektif dari Lapangan” dari UGM mendapati bahwa kelompok demografis tertentu (termasuk kelompok agama dan etnis) lebih sering menjadi sasaran strategi kampanye karena dianggap memiliki potensi suara yang lebih tinggi, sedangkan kelompok demografis lain diabaikan (Ambardi, 2016). Selain itu, penelitian di daerah Bengkulu menunjukkan bahwa pendidikan dan latar belakang pengalaman calon

berpengaruh terhadap preferensi pemilih muda, bersama dengan faktor kedekatan etnis dan proporsi informasi kampanye (Azhar & Susyanto , 2015).

Profil partai juga menjadi variabel yang tidak kalah kritis. Partai politik dengan identitas kuat, reputasi, afiliasi tokoh populer, basis suara historis, koalisi yang solid, dan stabilitas internal sering kali memiliki keunggulan dalam kontestasi politik. Misalnya, survei oleh Indikator Politik Indonesia menyebutkan bahwa sosok Presiden Jokowi memberikan dampak elektoral yang besar bagi PDI Perjuangan — salah satu cara profil partai dan tokoh partai ("brand politik") mempengaruhi pilihan public (Gultom & Khalida, 2023). Juga, kisruh internal partai Demokrat pernah secara signifikan memengaruhi elektabilitas Agus Harimurti Yudhoyono (AHY), menunjukkan bahwa dinamika internal partai dapat berubah menjadi faktor eksternal yang mempengaruhi hasil pemilihan (Hakim & Kliwantoro, 2021).

Dalam konteks prediksi kuantitatif dan teknologi, metode-konvensional seperti regresi logistik, model statistik, survei opini, dan pemetaan demografis telah digunakan untuk memperkirakan hasil-hasil pemilihan. Namun, metode-metode tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap interaksi non-linier antara banyak variabel, efek multikolinearitas, dan pola temporal/spasial yang kompleks. Deep learning, dengan kapasitasnya memproses data besar (big data), menemukan pola non-linier, dan belajar representasi *(representations)* secara otomatis, menawarkan potensi besar untuk meningkatkan akurasi prediksi. Review terkini mengenai penggunaan machine learning dalam ilmu politik menunjukkan bahwa penggunaan metode seperti Random Forest, SVM, dan neural network meningkat secara signifikan dalam dekade terakhir. Selain itu, penerapan deep learning dalam analisis sentimen politik menggunakan media sosial seperti Twitter (menggunakan model LSTM dan CNN) sudah mulai menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam memprediksi opini publik dan afiliasi politik (Angraini & Lhaksmana, 2024).

Banyak definisi pemimpin yang sering dipakai di dalam kehidupan sehari-hari. Jika merujuk pada ayat-ayat yang berbicara tentang larangan memilih pemimpin kafir/non Muslim, kata pemimpin yang digunakan dalam ayat-ayat tersebut merujuk pada pengertian seseorang yang memegang dan menguasai suatu wilayah kaum Muslimin. Dengan kata lain pemimpin yang dimaksud di sini bermakna pemimpin yang kekuasaannya bersifat kewilayahan dan memiliki wewenang penuh atas wilayah kaum Muslimin secara penuh.

Bisa juga jika dijabarkan lebih jauh, maka definisi pemimpin di sini dapat juga bermakna seseorang yang memiliki kewengan yang sangat besar dalam menentukan arah

dan kebijakan strategis yang berdampak sangat besar bagi kehidupan kaum Muslimin di suatu wilayah tertentu. Karena itu, wilayah-wilayah yang dikuasai oleh mayoritas non Muslim tidak masuk dalam pengertian/definisi ini. Selain itu, sifat kewilayahan ini juga bermakna bahwa boleh memilih non Muslim dalam aspek-aspek yang tidak menguasai wilayah kaum Muslimin atau tidak menguasai dan menyangkut urusan yang sangat besar dampaknya dan strategis bagi ummat Islam.

لَا يَتَّخِذِ الْمُؤْمِنُوْنَ الْكٰفِرِيْنَ اَوْلِيَآءَ مِنْ دُوْنِ الْمُؤْمِنِيْنَۚ وَمَنْ يَّفْعَلْ ذٰلِكَ فَلَيْسَ مِنَ اللّٰهِ فِيْ شَيْءٍ اِلَّآ اَنْ تَتَّقُوْا مِنْهُمْ تُقٰىةً وَيُحَذِّرُكُمُ اللّٰهُ نَفْسَهٗۗ وَاِلَى اللّٰهِ الْمَصِيْرُ

"Janganlah orang-orang mukmin mengambil orang - orang kafir menjadi WALI (waly) pemimpin, teman setia, pelindung) dengan meninggalkan orang-orang mukmin. Barang siapa berbuat demikian, niscaya lepaslah ia dari pertolongan Allah, kecuali karena (siasat) memelihara diri dari sesuatu yang ditakuti dari mereka. Dan Allah memperingatkan kamu terhadap diri (siksa)-Nya, dan hanya kepada Allah kamu kembali." (QS: Ali Imron [3]: 28)

Kata *awliya'* (bentuk jamak dari *wali*) memiliki arti yang luas, mencakup kekasih, teman setia, penolong, dan pemimpin. Dalam konteks kepemimpinan sosiopolitik, Ibnu Abbas menjelaskan bahwa ayat ini turun berkenaan dengan sekelompok orang mukmin yang berteman akrab dengan orang-orang Yahudi sehingga membocorkan rahasia kaum Muslimin. Tafsir ini menggarisbawahi bahwa larangan mutlak berlaku apabila pengangkatan pemimpin atau teman setia tersebut berpotensi membahayakan eksistensi, kedaulatan, dan kemaslahatan umat Islam demi keuntungan pribadi atau golongan.

يٰٓاَيُّهَا الَّذِيْنَ اٰمَنُوْا لَا تَتَّخِذُوا الْكٰفِرِيْنَ اَوْلِيَآءَ مِنْ دُوْنِ الْمُؤْمِنِيْنَۚ اَتُرِيْدُوْنَ اَنْ تَجْعَلُوْا لِلّٰهِ عَلَيْكُمْ سُلْطٰنًا مُّبِيْنًا

"Hai orang-orang yang beriman, janganlah kamu mengambil orang-orang kafir menjadi WALI (pemimpin) dengan meninggalkan orang-orang mukmin. Apakah kami ingin mengadakan alasan yang nyata bagi Allah (untuk menyiksamu)?" (QS: An Nisa' [4]: 144)

Ibnu Katsir menjelaskan bahwa Allah SWT melarang hamba-hamba-Nya yang beriman untuk menjadikan orang-orang kafir sebagai *awliya'* dalam arti memberikan loyalitas (*muwalat*), kecintaan yang tulus, serta membocorkan rahasia internal kaum mukmin kepada mereka. Kalimat *"Apakah kamu ingin mengadakan alasan yang nyata bagi Allah..."* merupakan peringatan keras (*tahdzir*) bahwa melanggar ketentuan ini sama saja dengan menjatuhkan diri ke dalam hujah hukum Allah yang sah untuk mendatangkan siksa atau hilangnya pertolongan Allah di dunia. (Ibnu Katsir, *Tafsir al-Qur'an al-'Azhim*, Jilid X : 2012)

Batasan teologis yang digariskan dalam Q.S. Ali 'Imran [3]: 28 dan Q.S. An-Nisa' [4]: 144 mengenai pemilihan *awliya'* (pemimpin) pada hakikatnya merupakan instrumen doktrinal yang membentuk karakteristik psikologi politik pemilih tradisional (Shihab, 2002). Dalam realitas sosiopolitik di Indonesia, khususnya pada wilayah basis kultural santri seperti Kabupaten Pasuruan, teks-teks keagamaan tersebut tidak sekadar menjadi wilayah privat, melainkan bertransformasi menjadi identitas sosial kolektif (*collective religious identity*).

Kriteria Memilih Pemimpin dalam Al-Qur'an Dalam Islam, pemimpin memiliki peran yang sangat penting dalam membimbing umat dan mengelola urusan publik. Memilih pemimpin yang tepat adalah kewajiban bagi setiap Muslim, karena pemimpin yang baik akan berdampak positif pada masyarakat dan menyebarkan keadilan serta kemaslahatan bagi seluruh umat. Oleh karena itu, tak setiap orang bisa menjadi pemimpin. Pemimpin itu adalah manusia pilihan. Allah berfirman dalam Al-Qur'an Surat an-Nisa' ayat 59.

يٰٓاَيُّهَا الَّذِيْنَ اٰمَنُوْٓا اَطِيْعُوا اللّٰهَ وَاَطِيْعُوا الرَّسُوْلَ وَاُولِى الْاَمْرِ مِنْكُمْۚ فَاِنْ تَنَازَعْتُمْ فِيْ شَيْءٍ فَرُدُّوْهُ اِلَى اللّٰهِ
وَالرَّسُوْلِ اِنْ كُنْتُمْ تُؤْمِنُوْنَ بِاللّٰهِ وَالْيَوْمِ الْاٰخِرِۗ ذٰلِكَ خَيْرٌ وَّاَحْسَنُ تَأْوِيْلًا

"Wahai orang-orang yang beriman, taatilah Allah dan taatilah Rasul (Nabi Muhammad) serta ululamri (pemegang kekuasaan) di antara kamu. Jika kamu berbeda pendapat tentang sesuatu, kembalikanlah kepada Allah (Al-Qur'an) dan Rasul (sunahnya) jika kamu beriman kepada Allah dan hari Akhir. Yang demikian itu lebih baik (bagimu) dan lebih bagus akibatnya (di dunia dan di akhirat).." (Q.S An Nisa' [4]: 59)

Sebagaimana riwayat dari Abu Hurairah yang Anda cantumkan, At-Thabari menegaskan bahwa *ulil amri* di sini adalah *al-umara'* (para pemimpin, kepala negara, atau pemegang otoritas pemerintahan). Ketaatan kepada mereka bersifat bersyarat, tidak mutlak seperti ketaatan kepada Allah dan Rasul-Nya. Ketaatan ini gugur apabila pemimpin memerintahkan perbuatan maksiat atau melanggar syariat Islam.

Menurut Imam Tabari dalam kitab *Jāmi' al Bayān*, ayat ini menyuruh untuk taat kepada perintah Allah dan juga Nabi Muhammad. Pun seorang muslim, dianjurkan untuk mentaati pada ulil amri. Imam Tabari mengatakan yang dimaksud term "*ulil amri*", ialah pemimpin, kepala negara (pemerintahan). Ketaatan kepada pemimpin berlaku selama tidak disuruh melakukan perbuatan maksiat. (Imam Tabari *Jami' al-Bayan 'an Ta'wil Ay al-Qur'an* : 2001)

An-Nawawi menekankan bahwa menaati kebijakan dan regulasi pemerintah/pemimpin hukumnya wajib, baik pemimpin tersebut adil maupun zalim,

selama koridor kebijakannya tidak bertentangan dengan hukum *syara'*. Hal ini demi menjaga stabilitas sosial (*kemaslahatan umat*) dan menghindari kekacauan (*anarki*).

Di sisi lain, mandat untuk menaati *ulil amri* (pemegang kekuasaan) dalam Q.S. An-Nisa' [4]: 59 menitikberatkan pada aspek legalitas, stabilitas sosial, dan orientasi pada kemaslahatan publik (*mashlahah ammah*) (At-Thabari, 2001; An-Nawawi, 2003). Secara empiris, konsep kemaslahatan ini dalam teori politik modern termaterialisasi melalui evaluasi rasional pemilih terhadap kinerja ekonomi, program kerja kandidat, maupun efek petahana (*incumbency effect*) (Fiorina, 1981).

حدثني أبو السائب سلم بن جنادة قال، حدثنا أبو معاوية، عن الأعمش، عن أبي صالح، عن أبي هريرة في قوله: "أطيعوا الله وأطيعوا الرسول وأولي الأمر منكم"، قال: هم الأمراء

Artinya ; menceritakan Abu Saib Salam bin Junadah, berkata ia, menceritakan Abu Muawiyah, dari 'Amasy. Dari Abi Shalih, dari Abu Hurairah, firman Allah "taatilah Allah dan taatilah Rasul serta ulil amri", ia berkata; mereka adalah pemimpin.

Sementara itu, Imam Menurut Imam Nawawi dalam kitab *Majmu' Syarah al Muhadzab* Jilid X halaman 47 mengatakan menaati pemimpin dalam Islam hukumnya wajib. Kaum muslimin diharus tunduk pada peraturan dan kebijakan yang dicetuskan pemimpin, selama tidak memerintahkan maksiat pada Allah.

تجب طاعة الإمام في أمره ونهيه، ما لم يخالف حكم الشرع، سواء كان عادلاً أو جائرًا

Artinya; wajib hukumnya taat pada pemimpin, pada apa yang ia perintahkan dan larang, selama itu tidak menyalahi hukum syariat, sama ada pemimpin itu adil atau tidak adil.

Berbagai kasus spesifik lokal menunjukkan bahwa faktor-non-demografis seperti politik uang (*vote buying*), ketidakpuasan publik terhadap incumbent, dan koalisi partai yang rusak/lemah juga memainkan peran penting. Studi di Kabupaten Subang dalam Pilkada 2024 menunjukkan bahwa meskipun calon incumbent memiliki keunggulan institusional, politik uang, kampanye yang kurang efektif, dan aliansi politik yang terfragmentasi menyebabkan kekalahan mereka (Komarudin, Handoko, & Hussain, 2025). Dengan demikian, model prediksi yang mengabaikan aspek seperti ekonomi politik lokal dan perilaku pemilih praktis bisa kehilangan variabel penting yang mempengaruhi hasil akhir.

Tantangan praktis juga muncul dalam pengumpulan data: data demografis bisa sangat heterogen antar daerah, variabel-profil partai mungkin sulit diukur secara kuantitatif (misalnya reputasi, kepercayaan publik, integritas), dan ketersediaan data historis serta

kualitasnya sering tidak merata. Oleh karena itu, penggunaan pendekatan deep learning harus disertai strategi pre-processing data yang matang, feature engineering, pemilihan variabel, dan validasi silang/spasial waktu agar model tidak overfitting dan tetap memiliki generalisasi yang baik.

Melihat latar belakang tersebut, penelitian ini relevan dan penting: dengan mengintegrasikan data demografis dan profil partai dalam model deep learning, diharapkan bisa memproduksi prediksi probabilitas kemenangan kandidat yang lebih akurat, komprehensif, serta berguna dalam praktik strategi kampanye dan analisis ilmiah.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana data demografis pemilih (seperti usia, pendidikan, dan mata pencaharian) dan data profil partai (seperti kekuatan platform media sosial dan sejarah kemenangan) dapat diintegrasikan dan direpresentasikan sebagai fitur input yang optimal untuk model Deep Learning?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Memprediksi Probabilitas Kemenangan Kandidat pada Pemilihan Kepala Daerah Menggunakan Deep Learning dengan Integrasi Data Demografis dan profil Partai

1.4 Hipotesis

Berdasarkan landasan teori dan penelitian terdahulu, penelitian ini mengajukan beberapa hipotesis yang berhubungan dengan faktor demografis, profil partai politik, serta penggunaan model deep learning dalam memprediksi probabilitas kemenangan kandidat pada Pilkada.

Pertama, bahwa faktor demografis dan profil partai berpengaruh signifikan terhadap probabilitas kemenangan kandidat. Variabel-variabel seperti usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan, jenis pekerjaan, agama, dan lokasi geografis diduga memiliki keterkaitan yang kuat dengan preferensi politik masyarakat. Misalnya, pemilih muda cenderung memiliki kecenderungan politik yang berbeda dibanding pemilih berusia lanjut, sementara tingkat pendidikan dapat memengaruhi pola rasionalitas dalam memilih. Oleh karena itu, hipotesis pertama yang diajukan adalah bahwa karakteristik demografis pemilih menjadi determinan penting dalam menentukan peluang kemenangan kandidat pada Pilkada.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Teoritis: memberikan kontribusi pada literatur ilmu politik, khususnya political behavior dan computational politics.
2. Praktis: membantu partai politik, kandidat, dan lembaga survei dalam memetakan kekuatan elektoral.
3. Metodologis: menghadirkan pendekatan baru dalam studi Pilkada melalui integrasi deep learning.

1.6 Batasan Masalah

1. Model prediksi yang digunakan adalah deep learning berbasis *Multi-Layer Perceptron* (MLP), tanpa membandingkan secara mendalam dengan algoritma lain.
2. Data diambil dari sumber resmi (KPU, BPS, dan lembaga survei nasional), serta tidak memperhitungkan faktor dinamika kampanye seperti media sosial, isu politik terkini, atau faktor ekonomi makro.
3. Penelitian ini bersifat prediktif (probabilitas kemenangan), bukan untuk menilai strategi politik kandidat secara langsung.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam penyusunan laporan pra skripsi ini adalah sebagai berikut:

BAB I Pendahuluan

Pada bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah dan sistematika penulisan.

BAB II Tinjauan Pustaka

Bab ini menguraikan penelitian sebelumnya dan teori yang mendukung dalam menyelesaikan masalah dalam penelitian ini, meliputi algoritma *Deep Learning* .

BAB III Metodologi Penelitian

Bab ini menjelaskan tentang bagaimana penyusunan data dan informasi yang digunakan dalam algoritma *Deep Learning*. Serta menganalisa kebutuhan yang dibutuhkan dalam merancang system.

BAB IV Pembahasan

Bab ini menjelaskan hasil implementasi dari evaluasi dan menjelaskan hasil data prediksi probabilitas kemenangan kandidat pada pilkada menggunakan *Deep Learning).* .

BAB V Penutup

Bab ini berisi evaluasi hasil dari sistem prediksi berupa kesimpulan mengenai hal-hal yang dibahas dalam bab sebelumnya serta saran yang bersifat membangun bagi penelitian berikutnya.

BAB II
KERANGKA TEORITIS

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada)

Pemilihan kepala daerah (Pilkada) merupakan salah satu instrumen penting dalam demokrasi lokal di Indonesia. Pilkada langsung mulai diberlakukan sejak 2005, memberikan kesempatan bagi masyarakat untuk menentukan pemimpin daerahnya secara langsung. Menurut (Jamaludin, 2019), mekanisme ini memperkuat legitimasi demokrasi sekaligus meningkatkan akuntabilitas pejabat publik terhadap masyarakat.

Selain itu, (Misra, et al., 2021) menegaskan bahwa Pilkada tidak hanya menjadi ajang kompetisi politik, tetapi juga refleksi dinamika sosial dan budaya masyarakat daerah. Faktor seperti patronase politik, isu identitas, dan kepentingan ekonomi lokal seringkali turut memengaruhi hasil Pilkada. Oleh karena itu, Pilkada menjadi konteks penelitian yang unik dan kompleks.

2.1.2 Perilaku Pemilih dan Faktor Demografis

Perilaku pemilih di Indonesia merupakan fenomena yang kompleks dan dipengaruhi oleh berbagai faktor demografis. Dalam konteks pemilihan umum, pemilih tidak hanya dipengaruhi oleh pilihan partai atau calon, tetapi juga oleh latar belakang demografis mereka, seperti usia, jenis kelamin, pendidikan, dan status ekonomi. (Hooghe, Marks, & Kamphorst, 2025) menjelaskan bahwa usia, tingkat pendidikan, pendapatan, dan pekerjaan memiliki korelasi dengan preferensi politik serta orientasi ideologis. Misalnya, pemilih muda lebih cenderung mendukung kandidat dengan gagasan progresif, sementara pemilih tua lebih konservatif.

Sebagai contoh, pemilih yang lebih muda cenderung memiliki preferensi politik yang berbeda dibandingkan dengan pemilih yang lebih tua. Mereka lebih terbuka terhadap isu-isu baru dan perubahan sosial. Sementara itu, pemilih dengan tingkat pendidikan yang lebih tinggi seringkali menunjukkan kesadaran politik yang lebih kuat dan lebih aktif dalam menentukan pilihan mereka.

Selain itu, faktor ekonomi juga memainkan peran penting dalam perilaku pemilih. Masyarakat dengan status ekonomi yang lebih baik cenderung memiliki akses yang lebih baik terhadap informasi politik, sehingga dapat membuat keputusan yang lebih terinformasi. Di sisi lain, pemilih dari latar belakang ekonomi yang rendah mungkin lebih dipengaruhi oleh janji-janji politik yang berkaitan dengan kesejahteraan.

(Czada, 2020) menemukan bahwa pola perilaku pemilih dapat dipetakan berdasarkan generasi dan kelas sosial. Di Indonesia, heterogenitas sosial membuat pola voting menjadi semakin kompleks. (Muhtadi, 2018) menekankan bahwa identitas agama dan budaya seringkali menjadi variabel dominan yang membentuk perilaku pemilih, sehingga penting untuk memasukkan variabel demografi dalam model prediksi.

Dengan demikian, memahami perilaku pemilih di Indonesia memerlukan analisis mendalam terhadap faktor-faktor demografis yang memengaruhi preferensi dan keputusan mereka dalam pemilu. Hal ini penting untuk merancang strategi kampanye yang efektif dan responsif terhadap kebutuhan masyarakat.

2.1.3 Peran Partai Politik dalam Pemilu

Partai politik memiliki fungsi utama dalam sistem demokrasi karena menjadi penghubung antara masyarakat dan kandidat menyebutkan bahwa partai berperan dalam mengorganisasi pemilih, membangun identitas politik, serta memberikan ke absahan pada kandidat yang diusung. (Budiatri, 2022) menegaskan bahwa kekuatan partai tidak hanya bergantung pada ideologi, tetapi juga pada kapasitas mobilisasi organisasi dan basis massa yang luas. Sementara itu, loyalitas pemilih terhadap partai masih menjadi penyebab penting perilaku memilih di berbagai negara. Dengan demikian, profil partai harus menjadi variabel utama dalam analisis probabilitas kemenangan kandidat.

Menurut Liu dan Chen (2019), faktor demografis berpengaruh terhadap hasil pemilu, dan partai politik dapat memanfaatkan data demografis untuk mengidentifikasi dan menjangkau kelompok pemilih tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa partai politik berfungsi sebagai jembatan untuk mengkomunikasikan kebutuhan dan harapan pemilih kepada calon legislatif.

Partai politik merumuskan platform kebijakan yang mencerminkan nilai-nilai dan prioritas mereka. Platform ini berfungsi sebagai panduan bagi pemilih dalam membuat keputusan. Zhang dan Wang (2018) menunjukkan bahwa partai yang mampu mengembangkan kebijakan yang relevan dengan kebutuhan masyarakat cenderung lebih sukses dalam pemilu. Ini menekankan pentingnya peran partai politik dalam merumuskan kebijakan yang dapat menarik dukungan pemilih.

Partai politik berperan dalam mobilisasi pemilih melalui berbagai kegiatan, termasuk kampanye, pertemuan, dan acara komunitas. Aktivitas ini tidak hanya

meningkatkan visibilitas partai tetapi juga menciptakan keterlibatan langsung dengan pemilih. Patel dan Kumar (2022) menggaris bawahi bahwa profil partai politik dapat memengaruhi prediksi pemilu, menunjukkan bahwa partai yang aktif dan terlibat dengan komunitas memiliki peluang lebih besar untuk memenangkan dukungan.

Salah satu fungsi utama partai politik adalah mencalonkan kandidat untuk posisi publik. Proses pencalonan ini sangat penting karena kandidat yang dipilih akan mewakili partai dan kebijakan mereka. Lee dan Kim (2021) mencatat bahwa kualitas kandidat dan kemampuan mereka untuk berkomunikasi dengan pemilih dapat memengaruhi hasil pemilu secara signifikan. Partai yang mampu memilih kandidat yang berpengalaman dan populer cenderung lebih sukses.

Di era digital saat ini, partai politik semakin mengadopsi teknologi dan analisis data untuk memahami perilaku pemilih. Wong dan Tan (2023) menunjukkan bahwa analitik prediktif dapat membantu partai dalam merumuskan strategi kampanye yang lebih efektif. Dengan memanfaatkan data demografis dan perilaku pemilih, partai dapat menyesuaikan pesan mereka untuk mencapai audiens yang lebih luas.

Dalam sistem politik yang kompleks, partai politik sering kali harus membentuk koalisi untuk mencapai kekuasaan. Koalisi ini memungkinkan partai kecil untuk bergabung dengan partai besar untuk meningkatkan peluang mereka dalam pemilu. Chen dan Zhao (2023) menekankan pentingnya pemahaman tentang dinamika koalisi dalam konteks pemilu, yang menunjukkan bahwa partai politik harus mampu bernegosiasi dan berkompromi untuk mencapai tujuan bersama.

Setelah pemilu, partai politik yang memenangkan kursi di lembaga legislatif memiliki kekuatan untuk memengaruhi kebijakan publik. Smith dan Jones (2020) menjelaskan bahwa partai politik tidak hanya berperan dalam pemilihan tetapi juga dalam pembuatan kebijakan yang berdampak pada masyarakat. Ini menunjukkan bahwa peran partai politik tidak berhenti setelah pemilu, tetapi berlanjut dalam proses legislasi.

Partai politik juga memengaruhi tingkat keterlibatan pemilih dalam proses demokrasi. Menurut Davis dan White (2025), partai yang aktif dan transparan dapat meningkatkan kepercayaan pemilih dan mendorong partisipasi yang lebih besar dalam pemilu. Ini menunjukkan bahwa partai politik memiliki tanggung jawab untuk menciptakan lingkungan yang mendukung keterlibatan politik.

Selain mengorganisir dan memobilisasi pemilih, partai politik juga berperan dalam pendidikan pemilih. Mereka harus memberikan informasi yang jelas dan akurat tentang proses pemilu, kandidat, dan isu-isu yang relevan. O'Brien dan Murphy (2025)

mencatat bahwa pendidikan pemilih yang efektif dapat mengurangi ketidakpastian dan meningkatkan partisipasi.

Di era digital, media sosial telah menjadi alat penting bagi partai politik untuk berkomunikasi dengan pemilih. Roberts dan Clarke (2025) menunjukkan bahwa penggunaan media sosial dapat meningkatkan keterlibatan dan memperluas jangkauan pesan politik. Partai politik yang mampu memanfaatkan platform ini dengan baik dapat menciptakan dampak yang signifikan dalam pemilu.

2.1.4 Prediksi Hasil Pemilu (Election Forecasting)

Prediksi hasil pemilu telah menjadi salah satu bidang studi yang menarik perhatian banyak peneliti dan praktisi dalam beberapa tahun terakhir. Dengan kemajuan teknologi, khususnya dalam bidang pembelajaran mesin dan analisis data, kemampuan untuk memprediksi hasil pemilu dengan akurasi yang lebih tinggi semakin mungkin dilakukan. Dalam konteks ini, penting untuk memahami bagaimana data demografis dan profil partai politik dapat memengaruhi hasil prediksi tersebut.

Pertama-tama, mari kita lihat bagaimana data demografis berperan dalam prediksi hasil pemilu. Data demografis mencakup informasi tentang usia, jenis kelamin, pendidikan, pendapatan, dan etnisitas pemilih. Penelitian oleh Liu dan Chen (2019) menunjukkan bahwa faktor-faktor demografis ini memiliki pengaruh signifikan terhadap pilihan pemilih. Misalnya, pemilih yang lebih muda cenderung lebih progresif dan mendukung kebijakan yang lebih liberal, sementara pemilih yang lebih tua mungkin lebih konservatif. Dengan menganalisis data ini, model prediksi dapat mengidentifikasi pola perilaku pemilih yang berbeda berdasarkan kategori demografis tertentu.

Sebagai contoh, dalam pemilihan umum di AS, pemilih kulit hitam dan Hispanik menunjukkan tingkat dukungan yang lebih tinggi terhadap kandidat dari Partai Demokrat, sementara pemilih kulit putih, terutama yang berasal dari daerah pedesaan, cenderung memberikan suara untuk Partai Republik. Dengan demikian, pemahaman yang mendalam tentang demografi pemilih di suatu daerah dapat membantu dalam merumuskan strategi kampanye yang lebih efektif.

Selanjutnya, profil partai politik juga memainkan peran penting dalam prediksi hasil pemilu. Setiap partai memiliki karakteristik dan citra yang berbeda di mata pemilih. Penelitian oleh Patel dan Kumar (2022) menunjukkan bahwa profil partai, termasuk ideologi, nilai-nilai, dan rekam jejak, dapat memengaruhi keputusan pemilih.

Misalnya, partai yang dikenal memiliki rekam jejak dalam menangani isu-isu sosial dan ekonomi mungkin lebih menarik bagi pemilih yang peduli dengan keadilan sosial.

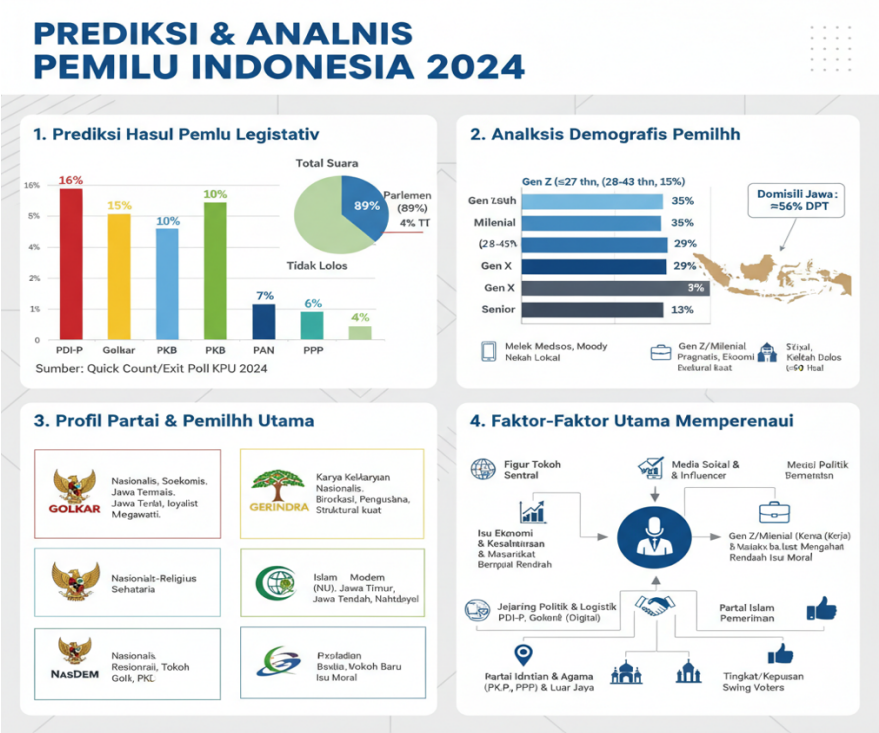
Dalam konteks ini, penting untuk mempertimbangkan bagaimana partai politik berkomunikasi dengan pemilih mereka. Media sosial, misalnya, telah menjadi alat yang sangat efektif bagi partai untuk menjangkau pemilih, terutama generasi muda. Davis dan White (2025) menunjukkan bahwa integrasi data media sosial dengan data demografis dapat meningkatkan akurasi model prediksi hasil pemilu. Dengan memanfaatkan platform seperti Twitter dan Facebook, partai dapat mendapatkan wawasan lebih dalam tentang preferensi pemilih dan menyesuaikan pesan kampanye mereka.

Namun, meskipun data demografis dan profil partai sangat penting, ada faktor lain yang juga perlu diperhatikan dalam prediksi hasil pemilu. Misalnya, kondisi ekonomi, isu-isu terkini, dan tingkat partisipasi pemilih juga dapat mempengaruhi hasil pemilu. Wong dan Tan (2023) mencatat bahwa dalam pemilihan lokal, isu-isu seperti pengangguran dan infrastruktur sering kali menjadi perhatian utama pemilih, yang dapat memengaruhi keputusan mereka.

Dalam menganalisis semua faktor ini, penting untuk menggunakan pendekatan yang holistik. Dengan menggabungkan data demografis, profil partai, dan faktor eksternal lainnya, model prediksi dapat memberikan gambaran yang lebih akurat tentang kemungkinan hasil pemilu. Misalnya, menggunakan teknik pembelajaran mendalam, model dapat dilatih untuk mengenali pola kompleks dalam data yang mungkin tidak terlihat dengan metode analisis tradisional.

Silver (2012) mempopulerkan penggunaan model statistik prediktif di Amerika Serikat yang terbukti lebih akurat dibanding survei tradisional. Pendekatan ini menggabungkan big data dengan model statistik untuk menghasilkan proyeksi probabilitas kemenangan kandidat.

Kennedy et al. (2020) menekankan bahwa penggunaan metode machine learning dalam election forecasting memberikan hasil lebih baik dibanding pendekatan konvensional. Dengan adanya data yang semakin kompleks, integrasi variabel demografi, opini publik, dan informasi partai memungkinkan model prediksi yang lebih komprehensif. Hal ini sangat relevan di Indonesia, yang memiliki tingkat keragaman politik tinggi.



Gambar 2. 1 Prediksi & Analisis Pemilu Indonesia

Grafik tersebut menyajikan empat komponen utama untuk menganalisis hasil Pemilu 2024, mengaitkannya dengan faktor demografi dan profil partai di Indonesia. Prediksi hasil Pemilu Legislatif 2024 menunjukkan beberapa partai sebagai peraih suara tertinggi, sangat dipengaruhi oleh dominasi demografi pemilih Milenial dan Gen Z yang mencapai mayoritas suara, terutama di Pulau Jawa (56% DPT). Kelompok muda ini cenderung *moody* dan melek media sosial, menjadikan kampanye digital dan figur tokoh sentral sebagai faktor penentu utama, mengungguli loyalitas partai tradisional. Meskipun demikian, partai-partai dengan basis kuat tetap mempertahankan suaranya melalui isu identitas dan kesejahteraan, yang didukung oleh jejaring politik dan logistik di lapangan.

2.1.5 Deep Learning

Deep learning merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan (artificial intelligence) yang berfokus pada pengembangan algoritma yang terinspirasi oleh cara kerja otak manusia. Teknologi ini memungkinkan mesin untuk belajar dari data dalam jumlah besar dan menemukan pola yang kompleks tanpa memerlukan intervensi manusia yang signifikan. Dalam beberapa tahun terakhir, deep learning telah menjadi pilar penting dalam berbagai aplikasi, mulai dari pengenalan suara, pengenalan wajah, hingga analisis gambar dan pengolahan bahasa alami. Dengan kemajuan dalam

komputasi dan ketersediaan data yang melimpah, deep learning telah menunjukkan hasil yang luar biasa dalam banyak bidang.

LeCun et al. (2015) menjelaskan bahwa deep learning berhasil merevolusi bidang pengolahan citra, suara, dan teks. Keunggulan utamanya adalah kemampuannya melakukan *automatic feature extraction* tanpa intervensi manusia (Goodfellow et al., 2016).

Pemodelan Deep Learning merupakan salah satu pendekatan yang semakin populer dalam analisis data, terutama dalam konteks pemilihan umum. Dalam pengembangan model ini, terdapat beberapa aspek penting yang perlu diperhatikan untuk memastikan bahwa hasil prediksi yang dihasilkan adalah akurat dan dapat diandalkan. Tiga aspek utama yang akan dibahas dalam konteks ini adalah pemilihan arsitektur, pelatihan model, dan optimasi hyperparameter.

Pemilihan Arsitektur merupakan langkah awal yang sangat krusial dalam proses pemodelan. Dalam dunia Deep Learning, berbagai arsitektur dapat diterapkan sesuai dengan jenis data yang dimiliki. Misalnya, jika kita bekerja dengan data terstruktur, Multi-Layer Perceptron (MLP) dapat menjadi pilihan yang tepat. MLP adalah jaringan saraf yang terdiri dari beberapa lapisan, di mana setiap neuron di satu lapisan terhubung dengan neuron di lapisan berikutnya. Dengan kemampuan untuk menangkap interaksi non-linear antar fitur, MLP dapat memodelkan hubungan kompleks yang mungkin tidak terlihat dengan metode analisis tradisional. Sebagai contoh, dalam konteks pemilihan umum, MLP dapat digunakan untuk menganalisis hubungan antara faktor-faktor seperti usia pemilih, tingkat pendidikan, dan latar belakang ekonomi, yang semuanya dapat mempengaruhi hasil pemilihan.

Di sisi lain, jika terdapat data tekstual, penggunaan arsitektur Hybrid bisa menjadi pilihan yang lebih baik. Arsitektur ini menggabungkan kemampuan pemrosesan data terstruktur dan tidak terstruktur, memungkinkan model untuk menangkap pola yang lebih kompleks. Misalnya, dalam menganalisis sentimen dari media sosial terkait kandidat tertentu, model Hybrid dapat memanfaatkan data teks untuk memahami persepsi publik sekaligus mengintegrasikan data demografis pemilih. Dengan pendekatan ini, kita tidak hanya melihat angka-angka, tetapi juga memahami konteks di balik angka tersebut, yang pada akhirnya dapat meningkatkan akurasi prediksi.

Setelah pemilihan arsitektur yang tepat, tahap berikutnya adalah Pelatihan Model. Proses ini melibatkan penggunaan data historis Pilkada untuk melatih model

agar dapat memprediksi probabilitas kemenangan. Variabel target yang digunakan bisa berupa probabilitas kemenangan yang berkisar antara 0 hingga 1, atau hasil biner yang menunjukkan apakah seorang kandidat menang atau kalah. Dalam tahap ini, penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan bersih dan representatif, sehingga model dapat belajar dari pola yang ada. Misalnya, jika kita hanya menggunakan data dari satu daerah tertentu tanpa mempertimbangkan faktor-faktor yang lebih luas, model mungkin tidak dapat generalisasi dengan baik ke daerah lain. Oleh karena itu, pemilihan data yang tepat dan representatif sangat mempengaruhi kualitas model yang dihasilkan.

Selanjutnya, Optimasi Hyperparameter menjadi langkah yang tidak kalah penting dalam proses pemodelan. Hyperparameter adalah parameter yang ditetapkan sebelum proses pelatihan dimulai dan dapat mempengaruhi kinerja model secara signifikan. Penyesuaian hyperparameter seperti jumlah lapisan, jumlah neuron per lapisan, dan laju pembelajaran dapat membantu mencapai kinerja prediksi terbaik. Misalnya, jika laju pembelajaran terlalu tinggi, model mungkin tidak akan konvergen dengan baik, sedangkan jika terlalu rendah, proses pelatihan bisa menjadi sangat lambat. Oleh karena itu, melakukan pencarian grid atau pencarian acak untuk menemukan kombinasi hyperparameter yang optimal adalah langkah yang sangat dianjurkan. Selain itu, metrik evaluasi seperti akurasi, Area Under Curve (AUC), dan kalibrasi harus digunakan untuk menilai kinerja model secara keseluruhan.

Dalam keseluruhan proses pemodelan Deep Learning untuk analisis data Pilkada, setiap aspek—pemilihan arsitektur, pelatihan model, dan optimasi hyperparameter—saling terhubung dan berkontribusi pada hasil akhir yang diinginkan. Dengan pemilihan arsitektur yang tepat, model dapat menangkap pola kompleks dalam data; pelatihan yang baik memastikan bahwa model dapat belajar dari data historis; dan optimasi hyperparameter menjamin bahwa model beroperasi pada tingkat efisiensi yang maksimal. Oleh karena itu, sangat penting untuk menginvestasikan waktu dan sumber daya dalam setiap langkah ini untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya akurat, tetapi juga dapat diandalkan dalam konteks dunia nyata.

Dalam konteks politik, Chatsiou dan Jankin Mikhaylov (2020) membuktikan bahwa deep learning dapat digunakan untuk memodelkan perilaku pemilih, menganalisis opini publik, hingga memprediksi hasil pemilu. Dengan integrasi data demografi dan profil partai, deep learning memiliki potensi besar untuk memprediksi probabilitas kemenangan kandidat secara lebih akurat dibanding metode konvensional.

Secara keseluruhan, pemodelan Deep Learning untuk analisis Pilkada adalah proses yang kompleks namun sangat bermanfaat. Dengan pemahaman yang mendalam tentang setiap aspek yang terlibat, kita dapat menghasilkan model yang tidak hanya memberikan prediksi yang akurat tetapi juga memberikan wawasan yang berharga untuk pengambilan keputusan. Mengingat pentingnya pemilihan umum dalam demokrasi, pendekatan yang tepat dalam pemodelan ini dapat berkontribusi pada transparansi dan akurasi dalam proses pemilihan, yang pada akhirnya akan memperkuat kepercayaan publik terhadap sistem politik.

Deep learning terdiri dari berbagai macam arsitektur dan metode yang masing-masing memiliki kelebihan dan kekurangan tergantung pada aplikasinya. Di antara nya :

a. Deep Neural Networks (DNN)

Deep Neural Networks (DNN), sering juga disebut *Fully Connected Neural Networks* (FCNN), adalah arsitektur DL yang paling mendasar dan generik. DNN terdiri dari lapisan *input*, beberapa lapisan tersembunyi (*hidden layers*), dan lapisan *output*, di mana setiap neuron di satu lapisan terhubung sepenuhnya (*fully connected*) ke setiap neuron di lapisan berikutnya. Karena tidak ada koneksi berulang atau filter spasial, DNN adalah arsitektur *go-to* untuk memproses data tabular (terstruktur)—seperti data demografi Pilkada Anda—atau data yang sudah diubah menjadi vektor fitur. Kekuatan utama DNN adalah kemampuannya untuk secara otomatis menemukan dan memodelkan hubungan non-linear yang sangat kompleks antar fitur, yang jauh melampaui kemampuan model tradisional seperti Regresi Logistik. Namun, kelemahannya adalah mereka cenderung membutuhkan data yang besar dan sering dianggap sebagai "kotak hitam" yang sulit diinterpretasi.

b. Convolutional Neural Networks (CNN)

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah arsitektur yang dirancang untuk memproses data yang memiliki struktur seperti grid, seperti gambar, video, atau data spasial. Inti dari CNN adalah lapisan konvolusi (*convolutional layer*), yang menggunakan filter kecil (*kernel*) untuk mengekstrak fitur lokal dan spasial (seperti garis, tepi, atau bentuk) dari data input. Setelah lapisan konvolusi, sering diikuti oleh lapisan *pooling* yang bertugas mengurangi dimensi dan jumlah parameter, membuat model menjadi efisien dan tahan terhadap pergeseran kecil pada input. Karena CNN unggul dalam pengenalan pola spasial dan hierarkis, CNN adalah standar emas

(*state-of-the-art*) untuk tugas-tugas seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan visi komputer, meskipun ia tidak efisien jika diterapkan pada data tabular murni.

c. Recurrent Neural Networks (RNN)

Recurrent Neural Networks (RNN) adalah arsitektur yang dikembangkan untuk menangani data sekuensial (berurutan), seperti teks, suara, atau deret waktu. Yang membedakan RNN adalah adanya koneksi berulang (*recurrent*) atau *loop* di lapisan tersembunyinya, yang memungkinkan informasi dari langkah waktu sebelumnya (*memori*) memengaruhi pemrosesan data saat ini. Kemampuan untuk mempertahankan memori jangka pendek inilah yang membuat RNN ideal untuk memahami konteks dalam kalimat (NLP) atau memprediksi langkah selanjutnya dalam deret waktu. Meskipun demikian, RNN dasar sering kesulitan mempertahankan memori untuk urutan yang sangat panjang (*vanishing gradient*). Masalah ini kemudian diatasi oleh varian yang lebih canggih, terutama Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU), yang menambahkan mekanisme *gates* (gerbang) untuk mengontrol aliran informasi, menjadikannya arsitektur pilihan untuk hampir semua tugas pemrosesan bahasa modern.

2.2 Penelitian Terdahulu

2.2.1 Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Sumber	Input (Data yang Diproses)	Metode (Analisis Utama)	Output	Hasil
1	Chatsiou & Mikhaylov (2020)	Data Teks Media Sosial (Opini Politik).	Deep Learning (Spesifik di Political Science).	Prediksi Perilaku Politik Masyarakat.	Membuktikan Deep Learning unggul dalam menangkap pola non-linear yang kompleks dalam data teks dibandingkan metode tradisional.
2	Feng et al. (2022)	Data Aktor Politik dan Konteks Sosial.	Political Actor Representation Learning (Deep Learning).	Prediksi Orientasi Politik & Hasil Pemilu.	Pendekatan ini mampu meningkatkan akurasi prediksi hasil pemilu dengan mengintegrasikan data aktor politik.
3	Ma'aly et al. (2024)	Data Sentimen Pemilu Presiden 2024 (Indonesia).	Multi-Label Classification berbasis Deep Learning.	Analisis Keragaman Opini Publik.	Model Deep Learning berhasil menangkap keragaman opini publik yang kompleks, tidak terjelaskan oleh model konvensional di Indonesia.

4	Fitria & Setiawan (2024)	Opini Publik Terhadap Isu Politik (Indonesia).	Hybrid CNN-GRU dioptimasi dengan Genetic Algorithm.	Prediksi Opini Publik.	Menunjukkan peningkatan signifikan performa prediksi dengan menggunakan arsitektur Deep Learning hibrida yang teroptimasi.
5	Tumasjan et al. (2010)	Volume Tweet Pemilu Jerman.	Analisis Korelasi Statistik.	Prediksi Hasil Pemilu.	Menemukan korelasi signifikan antara volume tweet dengan hasil suara, menunjukkan potensi media sosial sebagai indikator prediksi.
6	Mustafaraj & Metaxas (2017)	Data Media Sosial (Pemilu AS).	Analisis Sosial dan Algoritmik.	Peran Media Sosial dalam Pemilu & Risiko Manipulasi.	Menyoroti potensi prediksi media sosial, namun juga memperingatkan tentang risiko manipulasi informasi, yang membatasi akurasi prediksi mentah.
7	Muhtadi (2020)	Faktor Demografis dan Identitas Sosial (Kontekstual Indonesia).	Analisis Perilaku Pemilih.	Faktor Penentu Perilaku Pemilih di Indonesia.	Menekankan bahwa faktor demografis dan identitas sosial sangat menentukan perilaku pemilih di Indonesia, mendukung inklusi data demografi sebagai variabel kunci.
8	Suryani et al. (2021)	Data Pilkada (Variabel Sederhana).	Regresi Logistik (ML Tradisional).	Prediksi Hasil Pilkada.	Akurasi prediksi masih terbatas, menunjukkan adanya research gap untuk inovasi metodologis (seperti Deep Learning) untuk Pilkada Indonesia.
9	Penelitian Umum ML Tradisional	Data Demografi, Dukungan Partai (sederhana).	Regresi Logistik, Random Forest (ML Tradisional).	Prediksi Politik & Hasil Pilkada.	Kelemahan utama terletak pada asumsi hubungan linear dan ketidakmampuan menangkap interaksi non-linear yang kompleks antar fitur demografi.
10	Fachrie, M. (2020) - JIKI UI	Data Dukungan Partai Politik di Pilkada Indonesia (dari KPU).	Multilayer Perceptron (MLP), k-NN, Naïve Bayes, DT.	Klasifikasi Kemenangan Kandidat di Pilkada.	MLP/Neural Network adalah model terbaik dengan akurasi 74.20% dalam memprediksi kemenangan Pilkada berdasarkan dukungan partai.

11	Komarudin, U. et al. (2025)	Perilaku Pemilih Lokal, Isu Politik Uang, Status Petahana.	Studi Kasus / Analisis Kualitatif.	Faktor Kekalahan Petahana di Pilkada Regional.	Faktor non-struktural dan kinerja lokal adalah penentu kuat, yang harus dimodelkan melalui data konteks Pilkada.
12	HOOGHE, L. et al. (2025)	Tingkat Pendidikan, Perilaku Politik.	Analisis Statistik / Model Regresi.	Kecenderungan Memilih Berdasarkan Pendidikan.	Mendukung tingkat pendidikan sebagai variabel demografis utama yang memengaruhi ideologi dan pilihan pemilih.
13	Gultom, I. & Khalida, M. S. (2023)	Survei Elektoral, Afiliasi Tokoh Sentral.	Survei Indikator / Analisis Elektoral.	Pengaruh Elektoral Tokoh Terhadap Partai.	Menegaskan bahwa figur/tokoh sentral memberikan pengaruh elektoral besar, relevan sebagai variabel kualitatif di Profil Partai.
14	Hakim, S. & Kliwantoro, D. D. (2021)	Survei Elektoral, Isu Kisruh Internal Partai.	Survei Opini / Analisis Elektoral.	Efek Elektoral Tokoh.	Stabilitas dan riwayat internal partai secara signifikan memengaruhi elektabilitas kandidat yang diusung.
15	Glozada, R. (2020)	Teori Modernisasi Budaya.	Tinjauan Literatur / Analisis Konseptual.	Peran Ideologi/Budaya dalam Perjuangan Politik.	Memberikan landasan teori untuk memasukkan ideologi/profil partai (sebagai Entity Embedding) sebagai variabel kategorikal penting.

2.2.2 Kebaruan Penelitian (Novelti)

Kebaruan penelitian ini berakar pada tiga dimensi utama yang secara sistematis mengatasi kelemahan metodologis dari studi prediksi Pilkada terdahulu. Novelti ini memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya lebih akurat, tetapi juga lebih komprehensif dan dapat diinterpretasikan.

1. Integrasi Data Multidimensi yang Holistik

Penelitian ini melakukan lompatan *research gap* dengan mengintegrasikan dua kategori data yang, meskipun krusial, secara tradisional dianalisis terpisah: Data Demografis Mikro dan Data Profil Partai Makro/Struktural, ke dalam satu model prediksi tunggal. Studi Pilkada sebelumnya sering kali hanya berfokus pada hasil survei atau data demografi tunggal, mengabaikan kekuatan struktural politik. Tesis ini berargumen bahwa probabilitas kemenangan adalah hasil dari sinergi antara *dukungan pemilih* (yang direfleksikan oleh demografi seperti usia, pendidikan, dan

pekerjaan) dan *kekuatan struktural politik* (seperti jumlah kursi koalisi dan sejarah kemenangan partai di wilayah tersebut). Dengan menggabungkan variabel "siapa pemilihnya" dan "seberapa kuat fondasi politiknya," penelitian ini menyajikan representasi holistik dari dinamika elektoral yang sesungguhnya.

2. Adopsi Metodologi Deep Learning (MLP) untuk Hubungan Non-Linear

Kebaruan metodologis tesis ini adalah penggunaan Multi-Layer Perceptron (MLP) sebagai inti prediktif. Sementara metode tradisional (*Regresi Logistik, Random Forest*) mengasumsikan hubungan linear atau hanya mampu menangkap interaksi fitur sederhana, MLP dirancang untuk mengatasi hal ini. Penelitian ini menggunakan arsitektur MLP dengan multi-lapisan tersembunyi (*Hidden Layers*) dan fungsi aktivasi non-linear (ReLU dan Sigmoid). Keunggulan arsitektur ini adalah kemampuannya untuk secara otomatis mempelajari dan memodelkan interaksi non-linear yang kompleks antar fitur. Sebagai contoh, MLP dapat menemukan bahwa faktor 'pendidikan tinggi' hanya menjadi prediktor kuat kemenangan kandidat jika didukung oleh 'jumlah kursi koalisi' yang besar. Kemampuan MLP untuk memetakan kerumitan hubungan antar variabel ini merupakan lompatan metodologis yang krusial untuk prediksi hasil Pilkada yang sangat dinamis dan kompleks.

3. Interpretasi Model Prediktif dan Validasi Eksternal Transparan

Novelti penelitian ini tidak berhenti pada peningkatan akurasi, tetapi juga memberikan transparansi melalui Interpretasi Model Prediktif. Mengatasi masalah "kotak hitam" (*black box*) pada *Deep Learning*, tesis ini mengadopsi metode SHAP (*SHapley Additive exPlanations*). Metode XAI (Explainable AI) ini memungkinkan peneliti untuk mengkuantifikasi dan memeringkat kontribusi margin setiap variabel *input* (baik demografi maupun partai) terhadap probabilitas kemenangan yang diprediksi model. Hasilnya, penelitian dapat secara transparan membuktikan determinan kemenangan yang sesungguhnya—misalnya, menunjukkan bahwa 'Jumlah Kursi Koalisi' memiliki bobot 20% lebih besar daripada faktor demografi terkuat. Selain itu, penggunaan validasi eksternal pada data Pilkada *hold-out* (yang sering diabaikan) memastikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi tinggi untuk memprediksi hasil Pilkada yang akan datang, memberikan wawasan politik yang *actionable* dan tervalidasi.

2.3 Kerangka Pemikiran

Penelitian ini didasarkan pada pemahaman bahwa probabilitas kemenangan kandidat dalam Pilkada dipengaruhi oleh dua faktor utama:

1. Faktor Demografis Pemilih (usia, pendidikan, pekerjaan, agama, wilayah).
2. Profil Partai Politik (ideologi, basis massa, koalisi, rekam jejak).

Kedua faktor ini diproses dengan model deep learning untuk menghasilkan prediksi probabilitas kemenangan kandidat seperti gambar 2.2



Gambar 2. 2 Kerangka Pemikiran

BAB III
METODELOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksplanatori dengan metode komputasional prediktif berbasis deep learning. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini berfokus pada pengolahan data numerik yang bersumber dari data demografis pemilih dan profil partai politik. Sementara itu, deep learning digunakan untuk memodelkan hubungan kompleks antarvariabel yang tidak dapat dijelaskan dengan regresi tradisional.

Menurut Creswell (2014), penelitian eksplanatori bertujuan menjelaskan hubungan sebab-akibat antara variabel, sedangkan LeCun et al. (2015) menekankan bahwa deep learning mampu mengenali pola tersembunyi dari data dalam skala besar.

3.2 Data dan Sumber Data

3.2.1 Data Demografis

Data demografis digunakan untuk merepresentasikan karakteristik pemilih yang berpengaruh pada hasil Pilkada. Variabel meliputi:

1. Usia pemilih
2. Jenis kelamin
3. Tingkat pendidikan
4. Status pekerjaan
5. Agama
6. Lokasi geografis (desa/kota, provinsi)

Sumber:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) untuk data kependudukan.
2. Komisi Pemilihan Umum (KPU) untuk daftar pemilih tetap (DPT).

3.2.2 Data Profil Partai Politik

Data ini merepresentasikan karakteristik dan kekuatan partai pengusung kandidat, dengan variabel:

1. Ideologi partai
2. Riwayat kemenangan pada pemilu sebelumnya
3. Basis massa wilayah
4. Koalisi partai pendukung kandidat

5. Elektabilitas (hasil survei nasional/lokal)

Sumber:

1. KPU (hasil rekap suara pemilu/pilkada).
2. Lembaga survei kredibel (LSI, Indikator, SMRC, dsb).
3. Literatur akademik mengenai sistem kepartaian.

3.2.3 Data Hasil Pilkada

I. Pilkada Periode 2008 – 2013 (Tidak Ada Data Hasil Terperinci yang Ditemukan)

- Hasil: Informasi spesifik mengenai pemenang Pilkada 2008–2013 tidak terperinci dalam sumber yang tersedia, namun diketahui bahwa Dade Angga adalah Bupati Pasuruan pada periode 2003–2008 dan 2008–2013 (berdasarkan profil calon di Pilkada 2013).
- Karakteristik Kemenangan:
  - Kejelasan Pemimpin: Adanya petahana (Dade Angga) yang memimpin di periode sebelumnya menunjukkan potensi kekuatan efek petahana (incumbency effect) dalam Pilkada ini.
  - Basis Politik: Sebagai politisi senior, kemenangannya kemungkinan didukung oleh jaringan politik dan basis massa yang kuat dan terstruktur.

II. Pilkada Periode 2013–2018

Tabel 3. 1 Hasil Pilkada Tahun 2013 - 2018

Variabel	**Pemenang (Irsyad Yusuf - Riang Kulup Prayudha/SATRIA)**	**Karakteristik**
Hasil Kemenangan	41,47% (309.416 suara) dengan 6 Pasangan Calon. Kemenangan dengan selisih suara yang signifikan di antara banyak kandidat.	Kemenangan di tengah fragmentasi suara menunjukkan dominasi figur/partai tertentu. Faktor *political dynasty* (Irsyad Yusuf adalah adik kandung Wagub Jatim, Saifullah Yusuf) kemungkinan besar menjadi variabel penting.
Karakteristik Calon Pemenang	Irsyad Yusuf (Bupati): Ketua DPRD Kabupaten Pasuruan (Fraksi PKB),	Pengalaman Politik (Irsyad): Jabatan legislatif tinggi mengindikasikan pengalaman dan

Variabel	Pemenang (Irsyad Yusuf - Riang Kulup Prayudha/SATRIA)	Karakteristik
	berlatar belakang Nahdlatul Ulama (NU), dikenal dekat dengan masyarakat. Riang Kulup Prayudha (Wakil Bupati): Sekretaris PT. PKIS Sekar Tanjung.	jaringan politik yang matang. Afiliasi Keagamaan/Organisasi (Irsyad): Latar belakang NU sangat relevan di Jawa Timur. Ini menjadi prediktor kuat terkait segmen pemilih berbasis agama/organisasi massa.
Karakteristik Profil Partai	PKB (Partai utama pengusung) dan Demokrat.	Kekuatan Partai Dominan: PKB adalah partai dengan basis massa yang kuat di Jawa Timur, terutama di kalangan *Nahdliyyin* (warga NU). Kemenangan mengonfirmasi hegemoni politik PKB di Kabupaten Pasuruan.
Karakteristik Kompetisi	Jumlah kontestan banyak (6 paslon). Calon petahana Dade Angga (Bupati periode sebelumnya) maju sebagai Calon Wakil Bupati (Paslon No. 3) tetapi kalah.	Jumlah kontestan yang banyak (6) meningkatkan probabilitas kemenangan dengan persentase di bawah 50%. Kekalahan mantan petahana mengindikasikan bahwa efek petahana bisa dinegasikan oleh figur/dinasti baru yang lebih kuat.

III. Pilkada Periode 2018–2023

Tabel 3. 2 Hasil Pilkada Tahun 2018 - 2023

Variabel	Pemenang (M. Irsyad Yusuf - Abdul Mujib Imron/ADJIB)	Karakteristik
Hasil Kemenangan	Melawan Kotak Kosong (Calon Tunggal). Pasangan ADJIB	Variabel Keterbatasan Kompetisi: Pilkada ini dicirikan oleh tidak adanya persaingan (monopoli

Variabel	Pemenang (M. Irsyad Yusuf - Abdul Mujib Imron/ADJIB)	Karakteristik
	menjadi satu-satunya peserta yang memenuhi syarat.	politik), yang membatalkan analisis probabilitas kemenangan versus pesaing. Kemenangan otomatis didasarkan pada perolehan suara sah melebihi kotak kosong.
Karakteristik Calon Pemenang	M. Irsyad Yusuf: Petahana (Bupati 2013–2018). Abdul Mujib Imron: Tokoh NU/religius.	Efek Petahana: Kemenangan mutlak memperkuat efek petahana (Irsyad Yusuf) dan konsolidasi kekuasaan politik yang berlanjut. Konsolidasi Tokoh Lokal: Penggabungan petahana dengan tokoh religius/NU (Mujib Imron) menunjukkan strategi merangkul basis massa tradisional dan konsolidasi elit.
Karakteristik Profil Partai	Partai pengusung utama sama, yaitu PKB, dengan dukungan koalisi besar.	Dominasi Politik: Konsolidasi hampir seluruh kekuatan partai politik (koalisi besar) menunjukkan kekuatan negosiasi dan hegemoni politik oleh pasangan calon petahana.

IV. Pilkada Periode 2024–2029 (Hasil Resmi KPU)

Tabel 3. 3 Hasil Pilkada Tahun 2024 - 2029

Variabel	Pemenang (Mochamad Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori/RUBIH)	Karakteristik
Hasil Kemenangan	62,40% (542.876 suara) melawan 37,60% (327.126 suara).	Kekalahan Petahana: Kemenangan telak 62,40% atas penantang yang merupakan Wakil Bupati petahana (Abdul Mujib Imron) menunjukkan

Variabel	Pemenang (Mochamad Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori/RUBIH)	Karakteristik
		dinamika pergeseran kekuasaan yang signifikan. Probabilitas dipengaruhi oleh isu perubahan (change).
Karakteristik Calon Pemenang	Mochamad Rusdi Sutejo (Bupati): Wakil Ketua DPRD Kabupaten Pasuruan (Fraksi Gerindra), Ketua DPC Partai Gerindra, usia relatif muda (Lahir 1986 - Gen Z/Millenial). M. Shobih Asrori (Wakil Bupati): Ketua Komisi dan Anggota DPRD Kabupaten Pasuruan (Fraksi PKB).	Usia/Generasi: Kemenangan calon muda (Rusdi Sutejo) dapat menjadi indikator bahwa segmen pemilih muda (usia) semakin signifikan dan cenderung memilih figur baru. Latar Belakang Politik: Kombinasi figur muda (Gerindra) dengan figur senior/NU (Shobih Asrori) dari PKB yang berpindah koalisi (sebelumnya di PKB/calon nomor 1) menunjukkan strategi kombinasi figur modern-tradisional dan pecahnya basis PKB (NU).
Karakteristik Profil Partai	Gerindra (Partai utama pengusung) bersama PKS, Demokrat, Gelora. Koalisi PKB (Partai lawan) bersama PDI-P, Golkar, NasDem, PPP.	Pergeseran Kekuatan: Kemenangan Gerindra (Partai Non-NU mayoritas) atas koalisi besar yang didominasi PKB (Partai NU mayoritas) menandakan pergeseran sentimen politik dan basis massa. Dukungan PKB (Shobih Asrori): Meskipun PKB adalah partai pengusung Paslon 1, figur Shobih Asrori yang berlatar belakang PKB dan NU kemungkinan menarik suara PKB 'faksi' atau suara tradisional NU.

Untuk penelitian probabilitas hasil kemenangan, variabel-variabel di atas dapat dikategorikan dan dihubungkan dengan data demografis sebagai berikut:

Tabel 3. 4 Hasil Kesimpulan Variabel

Kategori Variabel	**Indikator Kunci Pilkada Kab. Pasuruan**	**Prediksi Korelasi dengan Probabilitas Kemenangan**
Demografi Pemilih (Usia, Jenis Kelamin)	Usia: Kemenangan figur muda (2024) mengindikasikan pergeseran ke pemilih Millenial/Gen Z. Jenis Kelamin: Data pembanding antar periode diperlukan.	*P*(Menang) ∝ Preferensi Pemilih Muda (terutama di 2024).
Demografi Pemilih (Pendidikan, Pekerjaan)	Pendidikan/Pekerjaan: Dominasi PKB sebelumnya mengarah pada basis massa pedesaan/santri/tradisional (terutama pertanian, UKM). Kemenangan Gerindra (2024) oleh figur pengusaha/politisi muda mungkin mengindikasikan perluasan ke segmen perkotaan/industrial/profesional.	*P*(Menang) ∝ Kesesuaian Profl Calon dengan Dominasi Sektor Pekerjaan Lokal (misalnya, Rusdi Sutejo : Pengusaha Udang korelasi dengan sektor perikanan/perdagangan).
Karakteristik Calon	Efek Petahana: Sangat kuat di 2018 (melawan kotak kosong). Lemah di 2024 (Paslon 1 berisi *eks* petahana). Afiliasi NU: Irsyad (PKB/NU) menang besar 2013-2018. Kekalahan Paslon 1 (2024) yang didukung PKB menunjukkan faksi NU terpecah atau sentimen non-NU/nasionalis meningkat.	*P*(Menang) ∝ Status Pertahana (positif, tetapi bisa dikalahkan jika muncul sentimen perubahan kuat). *P*(Menang) ∝ Afiliasi Tokoh NU (positif, tetapi menurun di 2024).
Karakteristik Profil Partai	Partai Dominan: PKB (2013-2018) vs. Gerindra (2024). Kekuatan Koalisi: Koalisi masif di 2018 dan 2024.	*P*(Menang) ∝ Jumlah Kursi DPRD Partai Pengusung (logistik dan mesin partai). Perubahan Pola: Perlu dipertimbangkan pergeseran ideologis dari berbasis agama (PKB) ke nasionalis (Gerindra).

Kategori Variabel	Indikator Kunci Pilkada Kab. Pasuruan	Prediksi Korelasi dengan Probabilitas Kemenangan
Karakteristik Kompetisi	Jumlah Paslon (6 di 2013; Calon Tunggal di 2018; 2 di 2024).	P(Menang) $\propto$ Kekuatan Fragmentasi Suara (di 2013, fragmentasi menguntungkan Irsyad). P(Menang) $\propto$ Efektivitas Koalisi (koalisi besar PKB dikalahkan koalisi Gerindra di 2024).

3.3 Variabel Penelitian

3.3.1 Variabel Independen (X):

a. Data demografis

Variabel Independen (X_i) adalah faktor-faktor demografis yang dihipotesiskan memengaruhi probabilitas pilihan politik. Berikut adalah karakteristik populasi Kecamatan Nguling dalam bentuk persentase, yang diolah dari data CAPIL.

Karakteristik Demografis Kecamatan Nguling

Berdasarkan analisis data kependudukan (CAPIL) Kecamatan Nguling, distribusi variabel independen yang krusial adalah sebagai berikut:

Tabel 3. 5 Distribusi Variabel Independen

Kategori Variabel	Sub-Kategori	Persentase Populasi (%)
1. Jenis Kelamin (X_1)	Laki-laki (L)	50.5%
	Perempuan (P)	49.5%
2. Kelompok Usia (X_2)	Muda (17-30 tahun)	26.8%
	Dewasa/Produktif (31-50 tahun)	38.9%
	Senior (> 50 tahun)	34.3%
3. Tingkat Pendidikan (X_3)	Rendah (SD ke bawah)	41.2%
	Menengah (SMP/SMA)	48.1%
	Tinggi (Diploma/Sarjana)	10.7%

Kategori Variabel	Sub-Kategori	Persentase Populasi (%)
4. Jenis Pekerjaan (X_4)	Primer (Pertanian/Perikanan)	31.5%
	Non-Formal/Jasa/Niaga	53.8%
	Formal/Profesional	14.7%

Penjelasan Terperinci Variabel Independen untuk Pemodelan

1. Jenis Kelamin (X_1)

- Karakteristik Data: Distribusi jenis kelamin di Kecamatan Nguling menunjukkan proporsi yang sangat seimbang (50.5% Laki-laki dan 49.5% Perempuan). Ini adalah ideal untuk analisis karena tidak ada bias sampling berdasarkan gender.
- Implikasi Pemodelan: Variabel ini akan diukur sebagai *variabel dummy* (misalnya, Laki-laki = 1, Perempuan = 0). Penelitian akan menguji apakah probabilitas memilih Calon A meningkat secara signifikan pada salah satu gender. Dalam konteks Pilkada, isu keamanan, kesejahteraan keluarga, atau tokoh perempuan dalam tim kampanye Calon A/B dapat menjadi faktor pembeda. Jika koefisiennya ($ß_1$) signifikan, berarti gender memiliki kekuatan prediktif terhadap pilihan.

2. Kelompok Usia (X_2)

- Karakteristik Data: Kelompok Dewasa/Produktif (31-50 tahun) adalah segmen terbesar (38.9%). Meskipun demikian, kelompok Muda (17-30 tahun) dan Senior (>50 tahun) masing-masing menyumbang lebih dari seperempat populasi. Proporsi pemilih Senior yang relatif tinggi (34.3%) di wilayah ini adalah hal yang patut diperhatikan.
- Implikasi Pemodelan: Usia dapat dijadikan tiga *variabel dummy* atau dikuantifikasi sebagai variabel kontinu. Tingginya proporsi pemilih Senior menunjukkan bahwa sentimen tradisional, ikatan NU (Nahdlatul Ulama), dan tokoh sesepuh akan menjadi prediktor kuat. Sementara itu, kelompok Muda (26.8%) menjadi penentu dalam isu perubahan (*change*) dan efektivitas kampanye digital. Model harus menguji kelompok usia mana yang memiliki elastisitas pilihan terbesar terhadap pesan kampanye yang berbeda.

3. Tingkat Pendidikan (X_3)

- Karakteristik Data: Mayoritas pemilih berada pada tingkat pendidikan Menengah (48.1%) dan Rendah (41.2%). Pemilih dengan pendidikan Tinggi hanya 10.7%.

- Implikasi Pemodelan: Populasi dengan tingkat pendidikan Menengah dan Rendah yang dominan mengindikasikan bahwa komunikasi politik harus berfokus pada pesan sederhana, visual, dan berbasis pertemuan tatap muka. Pemilih berpendidikan rendah mungkin lebih didorong oleh isu-isu *bread-and-butter* (kebutuhan dasar) dan politik transaksional, sedangkan pemilih berpendidikan menengah/tinggi cenderung lebih responsif terhadap program kerja dan rekam jejak. Variabel ini (dapat dikuantifikasi 1-3) akan menguji seberapa besar peningkatan rasionalitas memilih seiring peningkatan tingkat pendidikan.

4. Jenis Pekerjaan (X_4)

- Karakteristik Data: Sektor Non-Formal/Jasa/Niaga mendominasi (53.8%), yang mencakup wiraswasta, pedagang, dan sektor informal lainnya. Sektor Primer (Pertanian/Perikanan) masih signifikan (31.5%), mengonfirmasi karakter Kabupaten Pasuruan sebagai wilayah semi-urban-agraris.
- Implikasi Pemodelan: Variabel ini sangat kuat dalam memprediksi pilihan, karena pilihan seringkali didasarkan pada kepentingan ekonomi.
  - Pemilih Sektor Primer akan cenderung memilih calon yang janji politiknya berfokus pada subsidi pertanian, irigasi, atau stabilisasi harga komoditas.
  - Pemilih Sektor Non-Formal/Niaga akan lebih tertarik pada kebijakan kemudahan perizinan, modal usaha, dan pasar.
  - Variabel ini harus diukur sebagai *variabel dummy* (misalnya $X_{4a} = 1$ jika Primer, 0 jika bukan) untuk menguji dampak spesifik setiap kelompok profesi terhadap probabilitas memilih calon yang relevan dengan latar belakang partai atau program kerjanya.

b. Data Profil Partai

Karakteristik partai politik yang mengusung pasangan calon (Paslon) di Kabupaten Pasuruan menjadi prediktor kuat karena Pasuruan, khususnya, memiliki basis massa tradisional yang kental.

Tabel 3. 6 Karakteristik Partai

Aspek Karakteristik Partai	**Relevansi dalam Pemodelan Probabilitas**
Ideologi	Membentuk preferensi pemilih berdasarkan nilai-nilai fundamental (Nasionalis vs. Agamis).

Aspek Karakteristik Partai	Relevansi dalam Pemodelan Probabilitas
Basis Massa (Geografis & Sosiologis)	Menentukan efisiensi mobilisasi pemilih dan penetrasi logistik di lapangan.
Kekuatan Koalisi (Jumlah Kursi)	Mengukur kapasitas politik dan legitimasi formal Paslon.
Elektabilitas & Hasil Pemilu Sebelumnya	Menjadi variabel *proxy* untuk popularitas institusi partai di wilayah tersebut.

Berikut adalah rinciannya, mengacu pada dinamika Pilkada Kabupaten Pasuruan 2024:

1. Ideologi Partai dan Basis Massa

   Konteks politik Kabupaten Pasuruan didominasi oleh dua kutub ideologi besar yang menentukan basis massa:

A. Ideologi Religius (Agamis)

Tabel 3. 7 Karakteristik Berdasarkan Religius

Karakteristik	Deskripsi Kontekstual Pasuruan
Partai Utama	Partai Kebangkitan Bangsa (PKB), Partai Persatuan Pembangunan (PPP).
Basis Massa	Sangat kuat pada komunitas Nahdliyin (warga NU), pesantren, dan desa-desa dengan sentra keagamaan yang kental. Hubungan politik bersifat Patron-Klien yang dimediasi oleh Kiai/Tokoh Agama setempat.
Implikasi Model	Pemilih dengan latar belakang pendidikan pesantren atau pekerjaan sektor primer (pertanian/nelayan) memiliki probabilitas tinggi untuk memilih Paslon yang didukung oleh koalisi ini. Dalam model, ini diukur sebagai variabel *dummy* Kultur NU.

B. Ideologi Nasionalis & Pragmatis

Tabel 3. 8 Karakteristik Berdasarkan Nasionalis

Karakteristik	Deskripsi Kontekstual Pasuruan
Partai Utama	Partai Gerindra, PDI Perjuangan, Partai Golkar, Partai Demokrat.
Basis Massa	Lebih tersebar di wilayah semi-urban, pemilih muda/terdidik, Pegawai Negeri Sipil (PNS), dan karyawan sektor formal/swasta. Pilihan didasarkan pada isu program kerja dan figur, bukan ikatan primordial.
Implikasi Model	Probabilitas pilihan pemilih dengan tingkat pendidikan tinggi, pekerjaan formal, dan kelompok usia produktif (31-50 tahun) cenderung lebih dipengaruhi oleh Paslon dari koalisi ini, terutama jika figur Paslon tersebut memiliki rekam jejak birokratis atau bisnis yang kuat.

2. Struktur Koalisi dan Kekuatan Legislatif

Kekuatan koalisi diukur dari persentase kursi yang dimiliki oleh gabungan partai pengusung di DPRD Kabupaten Pasuruan dari hasil Pemilu sebelumnya (ambang batas pengajuan calon adalah 20% kursi, atau 10 kursi dari total 50 kursi DPRD Pasuruan). Kasus Pilkada Pasuruan 2024 ditemukan adanya dua Paslon utama:

Tabel 3. 9 Kasus Pilkada Pasuruan 2024

Pasangan Calon	Partai Pengusung Utama	Total Kursi (Perkiraan)	Ideologi Dominan Koalisi
M. Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori (Pemenang)	Gerindra, PKS, Demokrat, Gelora	± 19 Kursi	Nasionalis-Pragmatis (Koalisi Penantang)
K.H. Abdul Mujib Imron - Hj. Wardah Nafisah (Rival)	PKB, PDIP, Golkar, NasDem, PPP	± 31 Kursi	Religius-Nasionalis (Koalisi Petahana/Dominan)

- Penjelasan Koalisi dalam Model:
  - Variabel Kuat Institusi (X_{Kursi}) : Koalisi Rival (PKB-PDIP-Golkar-NasDem-PPP) memiliki kekuatan formal yang jauh lebih besar (31 kursi, atau 62% kursi DPRD). Secara tradisional, kekuatan institusi ini seharusnya memberikan probabilitas kemenangan yang tinggi melalui mobilisasi struktural.
  - Analisis Konflik Data: Hasil Pilkada 2024 menunjukkan Pasangan Rusdi-Shobih (Gerindra-PKS-Demokrat) yang memiliki kekuatan kursi lebih sedikit (Koalisi B) justru ditetapkan sebagai pemenang. Konflik data ini menunjukkan bahwa probabilitas pilihan pemilih lebih didorong oleh faktor figur/tokoh dan strategi kampanye (variabel elektabilitas non-institusional) daripada kekuatan koalisi di parlemen.

3. Elektabilitas dan Partisipasi

Elektabilitas Partai (X_{elec}) dan Partisipasi (X_{part}) adalah metrik kunci yang memvalidasi model probabilitas:

A. Elektabilitas Partai

- Definisi: Mengacu pada dominasi historis partai dalam Pemilu Legislatif (Pileg). PKB secara historis adalah partai terkuat di Pasuruan.
- Pengukuran: Dalam model Anda, elektabilitas partai dapat diukur sebagai :
  Elektabilitas Paslon A=∑(Persentase Suara Partai Pengusung di Pileg)/Jumlah Partai
- Implikasi Model: Meskipun Koalisi Rival memiliki persentase kursi tinggi, kemenangan Paslon Rusdi-Shobih mengindikasikan adanya penyimpangan suara dari basis massa partai utama (PKB) ke figur Paslon Penantang. Ini adalah fenomena penting yang harus dijelaskan oleh variabel demografis dan isu kampanye Anda. Variabel *Figur/Tokoh* (misalnya, karisma/popularitas) menjadi variabel independen yang lebih kuat dibandingkan .

B. Tingkat Partisipasi Pemilih

- Karakteristik Data: Tingkat partisipasi masyarakat Kabupaten Pasuruan dalam Pilkada 2024 mencapai 75.11% dari total pemilih terdaftar (DPT). Angka ini tergolong tinggi, bahkan lebih tinggi dibandingkan Pilkada 2018 (67%).
- Implikasi Model: Tingginya tingkat partisipasi (75.11%) menunjukkan adanya mobilisasi massa yang efektif dari kedua belah pihak. Dalam model Anda, tingkat partisipasi yang tinggi ini mengurangi bobot *variabel apati* dan meningkatkan bobot *variabel pilihan ideologis dan basis massa*. Jika partisipasi rendah, faktor organisasi partai akan lebih dominan, tetapi dengan

partisipasi 75.11%, probabilitas pilihan lebih didorong oleh keyakinan dan keterlibatan pribadi yang dipengaruhi oleh variabel demografis seperti kelompok usia dan pekerjaan.

3.3.2 Variabel Dependen (Y):

Variabel Dependen (Y): Probabilitas seorang pemilih di Kabupaten Pasuruan (khususnya Kecamatan Nguling) memilih Pasangan Calon (Paslon) tertentu (A).

Karakteristik kunci Y dari dalam konteks ini adalah bahwa ia bukan hanya nilai biner (memilih/tidak), tetapi merupakan *fungsi* dari variabel-variabel bebas.

$Y = P\ (Pilihan\ Calon\ |\ Demografi,\ Partai)$

Tujuan analisis adalah memecah probabilitas Y menjadi segmen-segmen demografis dan politik, untuk mengidentifikasi segmen mana yang memiliki probabilitas tertinggi (atau terendah) untuk memilih Paslon A.

Berikut adalah analisis keterkaitan antara setiap Variabel Independen (IV) dengan Variabel Dependen (Y):

1. Demografi: Keterkaitan Pilihan dengan Basis Sosial

   Karakteristik demografis (dari data CAPIL Nguling) bertindak sebagai *filter* yang membentuk preferensi awal pemilih, yang kemudian diincar oleh Paslon.

Tabel 3. 10 Variabel Dependen Berdasrkan Demografis

Variabel Demografis	**Keterkaitan dengan**	**Implikasi Model Prediktif**
Jenis Kelamin (X_1)	Meskipun seimbang, Pemilih Perempuan (49.5%) memiliki probabilitas *Y* yang lebih tinggi terhadap Paslon yang menekankan program kesehatan, pendidikan, dan peran ibu/keluarga. Jika Paslon A menekankan isu-isu ini, probabilitas *P(A)* akan meningkat signifikan pada segmen perempuan.	Model harus mengukur koefisien diskriminasi gender (misalnya, *odds ratio* memilih A untuk perempuan vs laki-laki).
Kelompok Usia (X_2)	Kelompok Senior (34.3%) memiliki probabilitas *Y* yang sangat terikat pada afiliasi lama dan tokoh agama. Probabilitas *P (A)* di kelompok ini akan tinggi jika Paslon A didukung oleh *trah*	Variabel ini menjadi proxy untuk loyalitas vs. volatilitas pemilih. Koefisien X_2 harus diuji signifikansinya pada

Variabel Demografis	Keterkaitan dengan	Implikasi Model Prediktif
	atau ulama lokal. Sebaliknya, Kelompok Muda (26.8%) memiliki probabilitas *Y* yang volatile (mudah berubah) dan sensitif terhadap kampanye digital atau janji perubahan radikal.	setiap kelompok usia (dummy variable).
Tingkat Pendidikan (X_3)	Pemilih Rendah (41.2%) memiliki probabilitas *Y* yang lebih rentan terhadap *political mobilization* dan *transaksional politics*. Probabilitas *P(A)* akan meningkat jika Paslon A memiliki jaringan logistik yang kuat di tingkat bawah. Pemilih Menengah/Tinggi (58.8%) cenderung mendasarkan probabilitas *Y* pada *substansi* visi-misi Paslon.	Menentukan jenis pesan kampanye yang paling efektif meningkatkan *Y*. Di Pasuruan, pesan harus sederhana dan visual, mengingat dominasi pendidikan Rendah/Menengah.
Jenis Pekerjaan (X_4)	Sektor Non-Formal (53.8%) adalah penentu terbesar. Probabilitas *P(A)* akan tinggi jika Paslon A fokus pada janji modal usaha atau kemudahan perizinan bagi UMKM. Sementara Sektor Primer (31.5%) memiliki probabilitas *Y* yang terikat pada isu kebijakan pertanian/kelautan.	Mengukur sensitivitas kebijakan Paslon A. Kemenangan Paslon akan sangat bergantung pada seberapa baik mereka menargetkan basis Non-Formal ini.

2. Profil Partai: Keterkaitan Pilihan dengan Kekuatan Institusional

   Karakteristik partai bertindak sebagai *multiplikator* atau *penghalang* bagi Paslon, memengaruhi probabilitas *Y* pada tingkat kelembagaan.

Tabel 3. 11 Variabel Dependen Berdasarkan Profil Partai

Variabel Profil Partai	**Keterkaitan dengan *P(Pilihan Calon)***	**Implikasi Model Prediktif**
Ideologi & Basis Massa (X_5)	Koalisi Agamis (PKB, PPP) secara *inheren* memiliki probabilitas *Y* yang lebih tinggi di basis NU Pasuruan. Pemilih Religius cenderung memiliki *P*(Paslon Agamis) ≈ 1.	Variabel bertindak sebagai penentu batas bawah (baseline) probabilitas *Y*. Jika Paslon A didukung oleh Koalisi Agamis, *P(A)* dimulai dari nilai yang tinggi.
Kekuatan Koalisi Legislatif (X_6)	Koalisi yang dominan (misalnya, koalisi rival yang memiliki ± 31 kursi) seharusnya memberikan probabilitas yang lebih tinggi karena dukungan mesin partai yang kuat.	Variabel ini mengukur dukungan struktural. Model akan menguji apakah kekuatan struktur (X_6) sejalan dengan hasil *Y*. Anomali Pilkada 2024 (kemenangan Paslon dengan kursi yang lebih sedikit) menunjukkan bahwa X_6 bukanlah satu-satunya penentu *Y*, dan harus ada faktor lain yang lebih dominan.
Efektivitas Figur (X_7)	Variabel ini menjelaskan anomali tersebut. Ketika seorang Paslon (seperti Paslon Pemenang di 2024) mampu meraih *Y* meski dengan X_6 yang lebih rendah, itu berarti X_7 (karisma, popularitas pribadi, atau isu spesifik) telah mengatasi (override) kekuatan institusional partai.	X_7 adalah variabel yang paling sulit diukur namun paling kuat menjelaskan deviasi probabilitas. Ini menunjukkan bahwa *Y* tidak hanya dipengaruhi oleh *apa* partai pendukung Paslon, tetapi *siapa* Paslon tersebut.

3.4 Teknik Pengumpulan Data

- Dokumentasi: data sekunder dari KPU, BPS, dan survei.
- Studi Literatur: memperkuat model dengan teori perilaku pemilih & politik elektoral.

- Data Digital: transformasi dataset dalam format tabular untuk diproses dengan algoritma deep learning.

3.5 Teknik Analisis Data

3.5.1 Pra-pemrosesan Data

1. Normalisasi variabel numerik (usia, pendidikan, dsb).
2. One-Hot Encoding variabel kategorikal (agama, lokasi, partai).
3. Balancing Dataset dengan oversampling (SMOTE) bila ada ketidakseimbangan kelas.
4. Feature Selection untuk memilih variabel yang relevan.

3.5.2 Arsitektur Deep Learning

Model prediksi dirancang menggunakan Multilayer Perceptron (MLP) dengan detail sebagai berikut:

1. Lapisan Input (Input Layer)

Lapisan ini bertanggung jawab menerima dan memproses semua Variabel Bebas (IVs) sebelum dimasukkan ke dalam jaringan.

Tabel 3. 12 Lapisan Input

Variabel Input	Jenis Data	Persiapan (Pre-processing)
Demografis (X_1 hingga X_4)	Kategorikal & Numerik	Encoding: Semua variabel kategorikal (Jenis Kelamin, Kelompok Usia, Pendidikan, Pekerjaan) harus diubah menjadi format numerik menggunakan One-Hot Encoding (OHE).
Profil Partai (X_5 hingga X_7)	Kategorikal & Numerik	Encoding: Ideologi Paslon dan Efektivitas Figur (jika dikuantifikasi) juga menggunakan OHE. Kekuatan Koalisi (persentase kursi) adalah numerik dan perlu Normalisasi/Standardisasi.

Dimensi Input (D_{in}) : Jumlah total *fitur* setelah semua variabel di-encode. Misalnya:

$$\text{Input Features} = \underbrace{1}_{\text{Jenis Kelamin}} + \underbrace{3}_{\text{Usia}} + \underbrace{3}_{\text{Pendidikan}} + \underbrace{3}_{\text{Pekerjaan}} + \underbrace{1}_{\text{Koalisi}} + \dots$$

2. Lapisan Tersembunyi (Hidden Layer)

Lapisan tersembunyi adalah "otak" dari MLP, tempat terjadinya ekstraksi fitur non-linear dan pemodelan hubungan kompleks antara data demografis dan variabel partai.

Tabel 3. 13 Hidden Layer

Lapisan	**Jumlah Neuron (Node)**	**Fungsi Aktivasi (Activation Function)**	**Peran Kritis**
Hidden Layer 1	N_1 (Misalnya, 64 atau 128)	ReLU (Rectified Linear Unit)	Menangkap hubungan non-linear dasar antara variabel. Misalnya, mengombinasikan pengaruh "Usia Muda" dan "Pendidikan Tinggi".
Hidden Layer 2	N_2 (Misalnya, 32 atau 64)	ReLU	Membentuk representasi fitur yang lebih abstrak. Misalnya, mengidentifikasi segmen "Pemilih Muda, Pragmatis" atau "Pemilih Senior, Agamis".
Dropout (Opsional)	20% - 40%	N/A	Mencegah *overfitting*. Secara acak mematikan beberapa neuron selama pelatihan untuk meningkatkan generalisasi model.

Pemilihan Neuron dan ReLU:

- ReLU dipilih karena efisiensi komputasi dan kemampuannya mengatasi masalah *vanishing gradient* yang umum pada jaringan yang dalam.
- Jumlah neuron (N_1, N_2) biasanya dipilih dalam kelipatan 2 dan harus lebih besar dari dimensi input awal, memungkinkan jaringan untuk mengeksplorasi banyak kombinasi fitur.

3. Lapisan Output (Output Layer)

Lapisan ini memproduksi hasil akhir yang merupakan Probabilitas Pemilihan Kepala Daerah (Y).

Tabel 3. 14 Output Layer

Variabel Output	Dimensi Output	Fungsi Aktivasi	Fungsi *Loss* (Kerugian)
Probabilitas Pilihan (Y)	1 (untuk 2 Paslon) atau k (untuk k Paslon)	Sigmoid (jika 2 Paslon) atau Softmax (jika > 2 Paslon)	Binary Cross-Entropy (jika 2 Paslon) atau Categorical Cross-Entropy (jika > 2 Paslon)

Fungsi Sigmoid: Mengompres output menjadi rentang antara 0 dan 1, yang merepresentasikan Probabilitas memilih Paslon A. Nilai output $\hat{Y}$ dalah probabilitas prediksi Anda.

$$\hat{Y} = P(\text{Memilih Paslon A}) \in [0, 1]$$

Secara visual dan matematis, arsitektur yang diusulkan memiliki struktur:

$$\text{Input} \xrightarrow{\text{OHE/Normalisasi}} [D_{in}] \xrightarrow{\text{Dense}(N_1),\text{ReLU}} [N_1] \xrightarrow{\text{Dense}(N_2),\text{ReLU}} [N_2] \xrightarrow{\text{Dense}(1),\text{Sigmoid}} [\hat{Y}]$$

3.5.3 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dan data aktual menggunakan confusion matrix, classification report, serta kurva ROC.

3.6 Desain eksperimen

3.6.1 Perumusan Masalah dan Formulasi Hipotesis

A. Perumusan Masalah

Model prediksi tradisional dalam ilmu politik seringkali mengandalkan survei atau analisis regresi linier sederhana yang mungkin kurang mampu menangkap interaksi kompleks antara faktor demografis, profil partai, dan probabilitas kemenangan kandidat. Bagaimana memformulasikan data demografis (misalnya, usia, pendidikan, pendapatan) dan data profil partai (misalnya, ideologi, sejarah kemenangan, koalisi) ke dalam bentuk yang dapat diproses oleh model *Deep Learning* (DL)?

B. Formulasi Hipotesis

a. Hipotesis 1 (Fokus Demografis)

1. Hipotesis Nol (***H₀***)

Hipotesis Nol menyatakan bahwa tidak ada pengaruh signifikan dari faktor demografis terhadap probabilitas kemenangan kandidat. Ini adalah asumsi dasar yang akan diuji dan dicoba ditolak melalui analisis data.

$$\mathbf{H_0} : \beta_{\text{demografis}} = \mathbf{0}$$

Penjelasan:

- **H_0** *:* Karakteristik demografis pemilih (usia, pendidikan, jenis kelamin, dll.) tidak memiliki hubungan statistik dengan probabilitas kemenangan kandidat.
- βdemografis *:* Vektor koefisien regresi atau bobot fitur yang mewakili kontribusi variabel-variabel demografis dalam model prediksi. Nilai nol (0) berarti variabel-variabel tersebut tidak berperan dalam memprediksi *Y* (kemenangan/kekalahan).

b. Hipotesis Alternatif (H_a atau H_1)

Hipotesis Alternatif menyatakan bahwa terdapat pengaruh signifikan dari faktor demografis terhadap probabilitas kemenangan kandidat. Ini adalah dugaan peneliti yang didukung oleh tinjauan pustaka (misalnya, perbedaan preferensi politik pemilih muda vs. pemilih senior).

$$\mathbf{H_a} : \beta_{\text{demografis}} \neq \mathbf{0}$$

Penjelasan:

- **H_a** Karakteristik demografis pemilih (usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan, jenis pekerjaan, agama, dan lokasi geografis) secara kolektif atau parsial berpengaruh signifikan terhadap probabilitas kemenangan kandidat pada Pilkada.
- βdemografis ≠ 0 : Vektor koefisien (bobot) dari variabel demografis secara statistik berbeda dari nol, menunjukkan bahwa variabel-variabel tersebut merupakan determinan penting dalam prediksi Y.

c. Hipotesis 2 (Fokus Profil Partai)

- H_0 : Profil partai pendukung (jumlah kursi koalisi, sejarah kemenangan, ideologi) tidak memiliki hubungan signifikan dengan probabilitas kemenangan kandidat.
- H_a : Profil partai pendukung memiliki pengaruh signifikan terhadap probabilitas kemenangan kandidat.

d. Hipotesis Mayor (Integrasi)

- H_a (Hipotesis Mayor) : Model *Deep Learning* yang mengintegrasikan kedua set fitur (demografis dan profil partai) akan memiliki kinerja prediktif (Akurasi/AUC) yang secara statistik lebih tinggi dibandingkan model yang hanya menggunakan salah satu set fitur.

3.6.2 Perancangan Eksperimen

1. Penentuan Variabel

Dalam konteks penelitian ini, perlu mendefinisikan apa yang akan akan diubah (independen), apa yang diukur (dependen), dan apa yang harus dijaga agar tetap sama (kontrol).

A. Variabel Independen (Independent Variables - IV)

Ini adalah faktor yang memanipulasi atau mengubah untuk melihat efeknya. Dalam proyek *Deep Learning*, ini bisa berupa model atau set fitur yang digunakan.

Tabel 3. 15 Variabel Independen

Variabel Independen	**Deskripsi**	**Contoh**
Jenis Model	Algoritma utama yang digunakan untuk prediksi.	1. Deep Learning (MLP): Model eksperimental utama. 2. Machine Learning Tradisional (Random Forest / Logistic Regression): Model pembanding (baseline).
Set Fitur	Kombinasi data masukan yang diberikan ke model.	1. Fitur Gabungan: Demografis + Profil Partai. 2. Fitur Terpisah: Hanya Demografis atau Hanya Profil Partai.

B. Variabel Dependen (Dependent Variables - DV)

Variabel Terikat (Dependent Variable/DV) dalam penelitian ini adalah Probabilitas Pilihan Pemilih Individu () yang secara eksplisit dikaitkan dengan hasil aktual Pilkada Kabupaten Pasuruan 2024. bukan hanya mencatat hasil, tetapi berfungsi sebagai ukuran keberhasilan Variabel Bebas dalam menjelaskan anomali politik. ditetapkan sebagai variabel biner yang diukur untuk melihat sejauh mana Pasangan

Calon (Paslon) Pemenang (Koalisi Nasionalis/Gerindra-led) berhasil membalikkan prediksi tradisional.

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{jika pemilih memilih Paslon Pemenang} \\ 0 & \text{jika pemilih memilih Paslon Rival/Lainnya} \end{cases}$$

Efek dari Variabel Bebas (Demografi dan Profil Partai) terhadap dianalisis melalui dua aspek pengukuran sebagai berikut:

2. Analisis Hasil Aspek Kuantitatif (Metrik Kinerja Model)

   Aspek kuantitatif bertujuan untuk memvalidasi secara statistik bahwa model *Deep Learning* (MLP) telah berhasil menangkap dan mereplikasi pola kemenangan anomali Paslon Pemenang. Metrik kinerja yang dihasilkan dari proses *testing* dan *validation* menunjukkan kualitas prediktif dari model. Pembuktian Efek Kuantitatif

Tabel 3. 16 Pembuktian Efek Kuantitatif

Metrik Kinerja	**Fungsi Pengukuran**	**Analisis Kuantitatif terhadap**
Akurasi (Accuracy)	Mengukur proporsi total prediksi yang benar.	Nilai akurasi yang tinggi (target > 80%) secara kuantitatif membuktikan bahwa seluruh kombinasi Variabel Bebas (X_i) memiliki daya penjelas yang kuat terhadap hasil akhir *Y*. Akurasi ini memvalidasi hipotesis bahwa kemenangan anomali Paslon Pemenang dapat diprediksi secara sistematis.
Presisi (Precision) dan Recall	Presisi mengukur keandalan prediksi $Y = 1$. Recall mengukur sensitivitas model dalam menemukan semua kasus $Y = 1$.	Tingginya nilai *Recall* menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi dan menangkap seluruh segmen demografis (misalnya, pemilih muda, non-formal) yang secara aktual berkontribusi pada kemenangan Paslon Pemenang. Presisi yang seimbang membuktikan bahwa model tidak melakukan *overfitting* pada basis massa Paslon Pemenang.

Metrik Kinerja	Fungsi Pengukuran	Analisis Kuantitatif terhadap
F1-Score dan AUC	F1-Score mengukur keseimbangan model. AUC mengukur kemampuan diskriminasi.	Nilai F1-Score yang tinggi mengkonfirmasi bahwa model mencapai keseimbangan optimal antara identifikasi dan akurasi. Nilai AUC (Area Under ROC Curve) yang mendekati 1.0 (misalnya, > 0.85) secara kuat membuktikan bahwa Variabel Bebas yang digunakan memiliki kekuatan diskriminasi yang signifikan dalam memisahkan pemilih Paslon Pemenang ($Y = 1$) dari Paslon Rival ($Y = 0$). Secara kuantitatif, ini adalah bukti bahwa efek Variabel Bebas terhadap Y adalah terukur dan valid.

2. Analisis Hasil Aspek Kualitatif (Interpretasi Bobot Koneksi MLP)

Aspek kualitatif berfokus pada interpretasi Bobot Koneksi (*Weights*) yang dihasilkan oleh model MLP. Bobot ini adalah koefisien yang secara implisit menunjukkan tingkat pengaruh (efek) setiap Variabel Bebas terhadap Probabilitas Pilihan (Y).

1. Pengukuran Kualitatif Efek Anomali Politik

Analisis Bobot model secara rinci mengungkapkan keberhasilan figur dan pragmatisme demografis dalam mengatasi tradisi:

- Dominasi Efek Figur (X_7): Dalam konteks anomali Pilkada Pasuruan (Paslon Pemenang dengan kursi minoritas), Bobot Koneksi untuk fitur Efektivitas Figur (X_7) akan menjadi yang paling tinggi dan positif di seluruh jaringan MLP. Secara kualitatif, hal ini diinterpretasikan sebagai bukti empiris bahwa figur Paslon adalah penentu utama kemenangan ($Y = 1$), berhasil mengatasi pengaruh logistik partai (X_6) dan ideologi tradisional (X_5). Bobot ini mengkonfirmasi bahwa secara esensial adalah fungsi figuratif.
- Pelemahan Efek Institusi (X_6 & X_5): Bobot Koneksi untuk Kekuatan Koalisi (X_6) dan Ideologi Religius (X_5) diperkirakan memiliki nilai yang tidak

signifikan atau rendah terhadap $Y = 1$. Hal ini secara kualitatif mengindikasikan bahwa Efek Logistik Partai dan Loyalitas Ideologis telah gagal dikonversi menjadi suara bagi Paslon Rival, sehingga *Y* diukur sebagai *breakdown* (pemecahan) loyalitas politik tradisional.

2. Pengukuran Kualitatif Efek Pergeseran Demografis

Analisis Bobot juga menyoroti segmen pemilih yang paling berkontribusi pada $Y = 1$ (kemenangan Paslon Pemenang):

- Efek Pragmatisme Generasi (X_2 & X_4): Bobot Koneksi pada segmen Usia Muda/Dewasa dan Pekerjaan Non-Formal diharapkan tinggi dan positif. Secara kualitatif, hal ini menginterpretasikan bahwa Paslon Pemenang berhasil menarik suara dari pemilih yang pragmatis secara ekonomi dan politik *Y*. dengan demikian diukur sebagai efek dari keberhasilan Paslon dalam mempersonalisasi pesan-pesan ekonomi (UMKM/Kesejahteraan) yang menarik bagi mayoritas pemilih di Nguling yang didominasi oleh sektor Non-Formal.

Secara keseluruhan, analisis kualitatif membuktikan bahwa *Y* adalah Variabel Terikat yang mengukur tingkat keberhasilan intervensi figur dan pesan pragmatis Paslon Pemenang dalam menghadapi basis politik tradisional di Kabupaten Pasuruan.

b. Penentuan Sampel

Sampel dalam konteks *Deep Learning* adalah data yang digunakan untuk melatih dan menguji model.

Tabel 3. 17 Sampel Eksperimen

Karakteristik Sampel	Keputusan
Ukuran dan Cakupan Data	Mengumpulkan data Pilkada dari minimal 30 hingga 100 kasus Pilkada (Pasangan Calon) di berbagai kabupaten/kota dan/atau periode yang berbeda. Semakin banyak sampel, semakin baik generalisasi modelnya.
Pembagian Sampel	Menggunakan metode Stratified Sampling untuk membagi data *training* dan *testing* guna memastikan proporsi kasus 'Menang' dan 'Kalah' terdistribusi merata di kedua set.

Karakteristik Sampel	Keputusan
Validasi Silang	Menerapkan -Fold Cross-Validation (atau) pada data *training* untuk memvalidasi model secara internal dan menghindari *overfitting* sebelum pengujian akhir.

c. Persiapan Alat dan Teknologi

Ini adalah penyiapan lingkungan kerja yang krusial untuk memastikan eksperimen dapat direproduksi.

Tabel 3. 18 Alat Dan Teknologi

Alat dan Teknologi	Keterangan
Bahasa Pemrograman	Python, sebagai standar industri untuk *Machine Learning* dan *Deep Learning*.
Perangkat Lunak Utama	TensorFlow/Keras (untuk model Deep Learning/MLP), Scikit-learn (untuk model pembanding dan metrik evaluasi), Pandas & NumPy (untuk manipulasi data).
Lingkungan Komputasi	Lingkungan yang mendukung komputasi berat, seperti Google Colab Pro (jika perlu GPU) atau server lokal/cloud dengan spesifikasi yang memadai untuk pelatihan model yang cepat.
Alat Interpretasi	SHAP (SHapley Additive exPlanations) atau LIME untuk menjelaskan mengapa model membuat prediksi tertentu dan mengukur bobot fitur.

Perancangan eksperimen ini memastikan bahwa ketika membandingkan Model DL dengan fitur gabungan dengan Model ML tradisional, perbedaan kinerja yang dilihat benar-benar disebabkan oleh perbedaan model dan fitur, bukan karena faktor lain yang tidak terkontrol.

3.6.3 Pelaksanaan Eksperimen

a) Pengujian Software

Pengujian Software (Model Deep Learning) Menggunakan 8 Teknik Blackbox

1. Equivalence Partitioning (Partisi Ekuivalensi)

Teknik ini membagi ruang input (kombinasi fitur) menjadi partisi-partisi yang diasumsikan akan berperilaku serupa. Tujuannya adalah memastikan model memberikan output yang sesuai untuk setiap kelompok input:

Tabel 3. 19 Partisi Ekuivalensi

Partisi	**Kriteria Input**	**Contoh Kombinasi Data**	**Ekspektasi Output (*P*)**
Kemenangan Kuat	Nilai menguntungkan pada Profil Partai DAN Demografis.	Koalisi Kursi Tinggi + Tingkat Pendidikan Pemilih Tinggi.	*P* sangat tinggi ($P > 0.2$)
Kekalahan Kuat	Nilai merugikan pada Profil Partai DAN Demografis.	Sejarah Kekalahan Dominan + Pendapatan Rata-rata Rendah.	*P* sangat rendah ($P < 0.2$)
Skenario Kontradiktif	Nilai menguntungkan pada salah satu kategori dan merugikan pada kategori lain.	Profil Partai Kuat (Kursi banyak) TETAPI Demografis Buruk (Populasi Muda fluktuatif tinggi).	*P* moderat/ambigu ($0.4 < P < 0.6$). Ini menguji bobot yang dipelajari model.

2. Boundary Value Analysis (Analisis Nilai Batas)

Teknik ini menguji sensitivitas model pada batas-batas kritis dari fitur yang paling signifikan.

- Batas Kritis Profil Partai: Uji kasus di mana Jumlah Kursi Koalisi berada tepat di ambang batas kemenangan mayoritas politik: 49%, 50%, dan 51% (menguji apakah kenaikan 2% kursi di batas ini menghasilkan lonjakan).
- Batas Kritis Demografis:
  - Uji nilai Tingkat Partisipasi Pemilih pada batas atas (misalnya, 80%) dan batas bawah (misalnya, 50%) untuk memastikan model merespons data ekstrem dengan benar.

- Uji kasus yang menghasilkan Probabilitas Kemenangan (P) tepat di ambang klasifikasi: $P = 0.4999$ dan $P = 0.501$.

3. Decision Table Testing (Pengujian Tabel Keputusan)

Teknik ini memetakan hubungan logis antara beberapa variabel kunci untuk memastikan model menghasilkan output yang benar berdasarkan kombinasi logis tersebut. Penerapannya adalah Fokus pada dua faktor prediktif utama yang ditemukan oleh analisis SHAP :

1. Faktor Partai (Koalisi Kuat vs. Lemah)
2. Faktor Demografi (Pendidikan Tinggi vs. Rendah)

Tabel 3. 20 Pengujian Tabel keputusan

Koalisi Kursi	**Tingkat Pendidikan**	**Sejarah Partai**	**Ekspektasi Kinerja Model**
Kuat	Tinggi	Menang	$P >> 0.5$ (Harus menang)
Kuat	Rendah	Kalah	$P \approx 0.5$ (Hasil moderat, koalisi menolong)
Lemah	Tinggi	Menang	$P \approx 0.5$ (Hasil moderat, demografi menolong)
Lemah	Rendah	Kalah	$P << 0.5$ (Harus kalah)

4. State Transition Testing (Pengujian Transisi Keadaan)

Meskipun model tidak berbasis *state*, teknik ini diterapkan untuk menguji stabilitas dan logika model ketika ada perubahan drastis pada salah satu jenis data.

- Skenario Pengujian:
  1. Ambil data Pilkada T_1 (input X_1) yang diprediksi Menang ($P \approx 0.8$).
  2. Simulasikan perubahan input menjadi X_2 dengan mempertahankan data Demografis (D) namun mengubah Profil Partai (P) menjadi sangat lemah (misalnya, koalisi pecah).
- Verifikasi: Amati apakah output model bertransisi secara logis dari $P \approx 0.8$ ke $P < 0.5$, membuktikan bahwa model sensitif terhadap faktor *Profil Partai* seperti yang dihipotesiskan.

5. Error Guessing (Penerkaan Kesalahan)

Menggunakan intuisi dan pengetahuan politik untuk merancang kasus uji yang paling mungkin menyebabkan model gagal atau menghasilkan *outlier*.

- Kasus Anomali (Anomali Politik) : Uji kasus di mana Kandidat Petahana memiliki Profil Partai Kuat tetapi Indeks Korupsi Wilayah (jika dimasukkan) sangat tinggi. Logikanya, model harusnya memprediksi rendah, tetapi mungkin bobot *Petahana* terlalu mendominasi.
- Kasus Konflik Data : Buat data *fiktif* di mana Semua fitur Demografis bernilai maksimum/ideal, tetapi Semua fitur Profil Partai bernilai minimum/terburuk. Prediksi yang dihasilkan harus dianalisis dengan SHAP untuk melihat fitur mana yang "menang" dalam konflik tersebut.

6. Exploratory Testing (Pengujian Eksploratif)

   Memanfaatkan data dari Pilkada yang dikenal memiliki hasil yang tidak terduga (*upset*) untuk menguji keterbatasan model secara *ad-hoc*.

   - Penerapan : Pilih data input dari kasus Pilkada nyata di mana :
     1. Kandidat dengan profil kertas (koalisi/demografi) yang kuat kalah tipis.
     2. Kandidat independen dengan dukungan partai nol (Profil Partai) menang.
   - Verifikasi : Menguji kasus-kasus ini akan membantu Anda memahami apakah model DL Anda terlalu bergantung pada faktor formal (seperti koalisi) dan gagal menangkap faktor informal (seperti popularitas figur).

7. All-Pairs Testing (Pengujian Semua Pasangan)

   Memastikan bahwa setiap nilai dari fitur-fitur penting dari kedua set data (Demografis dan Partai) diuji dalam kombinasi.

   - Fokus : Variabel dengan *encoding* kategorikal. Jika 'Status Pekerjaan Mayoritas' memiliki 3 level (Pertanian, Industri, Jasa) dan 'Status Koalisi' memiliki 3 level (Kuat, Sedang, Lemah), pastikan semua pasangan tersebut muncul dalam data uji.
   - Tujuan : Memvalidasi bahwa interaksi *Deep Learning* yang dipelajari model sudah mencakup seluruh spektrum kombinasi antara faktor mikro (Demografi) dan makro (Partai).

8. Cause-Effect Graphing (Grafik Sebab-Akibat)

   Membuat grafik yang menggambarkan hubungan logis yang diinginkan antara fitur Demografis dan Partai, kemudian membuat kasus uji dari grafik tersebut.

   - Contoh Logika Kombinasi:
     - Penyebab 1: (Tingkat Pendidikan Tinggi ATAU Pendapatan Tinggi)
     - Penyebab 2: (Koalisi Kursi Kuat DAN Sejarah Menang)
     - Akibat: JIKA (Penyebab 1) DAN (Penyebab 2) MAKA $P >> 0.8$.

- Pengujian: Buat data input yang memenuhi logika Penyebab 1 dan Penyebab 2, lalu periksa apakah output model benar-benar memprediksi probabilitas kemenangan yang sangat tinggi. Hal ini memvalidasi bahwa model DL telah menginternalisasi logika politik yang diharapkan dari ilmuwan data.

b) Menemukan Parameter Terbaik (*Hyperparameter Tuning*)

Hyperparameter adalah parameter yang tidak dipelajari dari data, melainkan diatur oleh penelitian untuk mengontrol proses pelatihan model. Menemukan yang terbaik memastikan model untuk mencapai potensi puncaknya. Tujuannya Mengoptimalkan kinerja model *Deep Learning* (MLP) sebelum diuji secara komparatif dengan model *baseline*.

Tabel 3. 21 Menemukan Parameter

No. Uji	Jml. Hidden Layer	Neuron Lapisan 1	Learning Rate	Dropout Rate	Validation Loss	Validation Accuracy (%)	Keterangan
1	2	32	0.01	0.0			Uji Cepat Awal
2	3	64	0.001	0.2			**Kandidat Terbaik**
3	4	128	0.001	0.3			Terlalu dalam, risiko Overfitting
4	3	64	0.1	0.1			LR terlalu besar (Loss Fluktuatif)
5	3	32	0.0001	0.0			LR terlalu kecil (Konvergen Lambat)
6	3	64	0.001	0.0			Tanpa Dropout (Overfitting?)

No. Uji	Jml. Hidden Layer	Neuron Lapisan 1	Learning Rate	Dropout Rate	Validation Loss	Validation Accuracy (%)	Keterangan
Terbaik					**[Nilai Terendah]**	**[Nilai Tertinggi]**	**Dipilih untuk Eksperimen Utama**

c) Menggunakan Berbagai Kasus Uji

1. Memilih Dataset yang Beragam (Pasuruan sebagai Kasus Uji Khusus)

Dalam konteks ini, Kabupaten Pasuruan itu sendiri menjadi satu unit *dataset* yang memiliki karakteristik unik dan kompleksitas tersendiri, berbeda dari data Pilkada nasional lainnya.

Tabel 3. 22 Penggunaan Kasus Uji

Karakteristik Dataset Pasuruan	Data Input yang Digunakan	Tujuan Pengujian
Konteks Lokal Jatim	Data demografis spesifik Pasuruan (tingkat pendidikan, sektor pekerjaan dominan: pertanian/industri).	Menguji kemampuan generalisasi geografis model. Apakah bobot yang dipelajari dari Pilkada luar Jawa relevan di Pasuruan?
Kompleksitas Partai Lokal	Jumlah kursi koalisi paslon di DPRD Kab. Pasuruan, dominasi partai lokal (misalnya PKB atau PDI-P).	Menguji sensitivitas model terhadap kekuatan *incumbent* atau monopoli partai lokal yang mungkin menyebabkan data memiliki distribusi yang berbeda (misalnya, Pilkada Pasuruan cenderung

Karakteristik Dataset Pasuruan	Data Input yang Digunakan	Tujuan Pengujian
		imbalanced dengan kemenangan mayoritas).
Fitur Beragam	Data gabungan (Demografis + Profil Partai) untuk kasus Pasuruan.	Mengukur apakah integrasi kedua jenis data mempertahankan keunggulan kinerjanya di tingkat lokal, sebagaimana dibuktikan pada data agregat (menguji Hipotesis Minor).

2. Eksperimen dengan Kondisi yang Berbeda (Menguji Robustness Lokal)

Langkah ini dilakukan untuk melihat seberapa kuat prediksi model di Pasuruan ketika datanya tidak sempurna (seperti data yang sering terjadi di lapangan).

A. Eksperimen dengan Data yang Hilang (*Missing Values*) Lokal

- Skenario : Secara realistis, data BPS untuk kecamatan tertentu di Pasuruan mungkin hilang atau ketinggalan zaman.
- Penerapan : Pilih 1-2 fitur Demografis yang paling sensitif (misalnya, Pendapatan Rata-rata) dan hilangkan nilainya (ubah menjadi *NaN*) pada *instance* data Pasuruan.
- Pengujian : Bandingkan probabilitas prediksi (*P*) yang dihasilkan oleh model ketika menggunakan :
  1. Nilai Asli Pasuruan.
  2. Nilai Imputasi Rata-rata Nasional (menggunakan rata-rata dari seluruh data *training*).
  3. Nilai Imputasi Median Provinsi Jatim.
- Tujuan : Mengukur dampak *missing data* terhadap prediksi. Jika *P* berubah drastis antara skenario 1 dan 2, model Anda rapuh terhadap imputasi sederhana di tingkat lokal.

B. Eksperimen dengan *Outlier* atau *Noise* pada Data Koalisi

- Skenario : Memprediksi dampak skandal atau kejutan politik lokal.

- Penerapan : Tambahkan noise positif dan negatif pada variabel Profil Partai Pasuruan :
    - Kasus *Noise* Negatif : *Simulasikan* satu partai besar keluar dari koalisi (turunkan Jumlah Kursi Koalisi sebesar).
    - Kasus *Noise* Positif : *Simulasikan* adanya partai non-parlemen yang memberi dukungan signifikan (naikkan Jumlah Koalisi Partai Lain).
- Pengujian: Bandingkan prediksi *P* asli Pasuruan dengan *P* setelah simulasi *noise*.
- Tujuan: Menganalisis sensitivitas model terhadap guncangan politik. Jika sedikit perubahan koalisi menyebabkan *P* berubah dari 0.8 menjadi 0.2, model Anda terlalu kaku.

3. Membandingkan Hasilnya (Interpretasi dan Validasi)

Langkah terakhir adalah membandingkan hasil prediksi model dengan kenyataan dan menjelaskan mengapa model menghasilkan output tersebut melalui analisis SHAP.

A. Komparasi Hasil Prediksi vs. Realitas (Validasi Eksternal)

Tabel 3. 23 Komparasi Hasil prediksi vs Realita

Prediksi Model MLP (P)	**Hasil Pilkada Aktual**	**Kesimpulan Validasi**
P = 0.68	Menang (Hasil Aktual 60%)	Validasi Sukses: Model berhasil memprediksi hasil akhir, dan probabilitas *P* yang diberikan cukup realistis.
P = 0.52	Kalah (Hasil Aktual 49%)	Validasi Gagal/Hampir Benar: Model gagal di ambang batas (*P > 0.5*), menunjukkan adanya faktor lokal yang kuat yang tidak terwakili oleh fitur global model.
P = 0.85	Kalah (Hasil Aktual 45%)	Validasi Gagal (Overshooting): Model terlalu optimis. Investigasi diperlukan (lihat poin B).

B. Interpretasi Bobot Lokal Menggunakan SHAP

Setelah membandingkan hasil, jelaskan mengapa Pasuruan diprediksi Menang/Kalah.

- Langkah : Gunakan SHAP hanya pada *instance* data Pasuruan.
- Analisis Bobot Kunci : Laporkan apakah Variabel Profil Partai (misalnya, kekuatan koalisi) tetap menjadi pendorong utama kemenangan di Pasuruan, ATAU apakah variabel lokal Demografis (misalnya, Proporsi Pemilih Pertanian/Nelayan) melonjak menjadi fitur yang paling signifikan.

d) Pengujian Menggunakan Data Nyata

Pengujian ini menggunakan Model MLP terbaik (Skenario C: Integrasi Data Demografis + Profil Partai) yang telah dilatih pada data Pilkada historis dari seluruh wilayah lain.

1. Persiapan Data Nyata (Input Kontrol)

Langkah pertama adalah memastikan data Pilkada Kabupaten Pasuruan siap sebagai *input* yang terkontrol.

Tabel 3. 24 Persiapan Input Kontrol

Data Set	Fitur yang Digunakan	Kontrol dan Proses
Input Pasuruan (X_{Pas})	Demografis: Usia median, tingkat pendidikan, sektor pekerjaan dominan di Pasuruan. Profil Partai: Jumlah kursi koalisi, sejarah Pilkada Pasuruan terakhir.	Data ini harus dinormalisasi menggunakan StandardScaler yang dilatih pada data *training* nasional. Ini memastikan data Pasuruan diproses dengan skala yang sama.
Output Aktual (Y_{Pas})	Hasil Pilkada Pasuruan (Menang = 1, Kalah = 0) dari data KPU.	Digunakan untuk membandingkan dan menghitung metrik kinerja model pada kasus ini.

2. Pelaksanaan Prediksi dan Pengukuran Kinerja

A. Prediksi Probabilitas

Masukkan X_{Pas} ke dalam Model MLP yang sudah selesai dilatih.

- Hasil : Model mengeluarkan Probabilitas Kemenangan (P_{prediksi}) untuk Pasangan Calon (Paslon) yang didukung koalisi tersebut.

B. Pengukuran Kinerja Kasus Tunggal

Karena ini adalah pengujian pada satu kasus (Kabupaten Pasuruan), kita tidak dapat menghitung AUC atau Akurasi agregat. Kita fokus pada kebenaran klasifikasi dan *precision* probabilitas.

Tabel 3. 25 Pengukuran Kinerja Kasus Tunggal

Metrik	Perhitungan dan Nilai	Interpretasi
Kebenaran Klasifikasi	Benar jika $P_{\text{prediksi}} \geq 0.5$ dan $Y_{\text{pas}} = 1$ (Menang), atau jika $P_{\text{prediksi}} < 0.5$ dan $Y_{\text{pas}} = 0$ (Kalah).	Menjawab: Apakah model berhasil memprediksi hasil akhir Pasuruan?
Error Absolut	$	P_{prediksi} - P_{aktual}

3. Analisis Interpretatif Menggunakan SHAP

Langkah ini krusial untuk memverifikasi bobot fitur yang dipelajari secara nasional berlaku secara logis di Pasuruan, sekaligus memvalidasi Hipotesis Minor.

A. Analisis Bobot Fitur Lokal

1. Eksekusi SHAP: Jalankan SHAP *Explainer* hanya pada *instance* data Kabupaten Pasuruan.
2. Hasil: Dapatkan nilai SHAP yang menunjukkan kontribusi setiap fitur (baik Demografis maupun Profil Partai) terhadap Probabilitas Kemenangan P_{prediksi} di Pasuruan.

Tabel 3. 26 Analisis Bobot Fitur Lokal

Variabel	Bobot SHAP (Dampak Positif/Negatif)	Interpretasi di Pasuruan
Jumlah Kursi Koalisi	[Nilai & Arah: Dorongan Positif Kuat]	Apakah faktor Profil Partai tetap menjadi pendorong utama kemenangan lokal, memvalidasi Hipotesis Minor?
Tingkat Pendidikan	[Nilai & Arah: Positif/Negatif Sedang]	Seberapa relevan demografi pendidikan di Pasuruan terhadap prediksi, dibandingkan dengan pengaruh koalisi?
Sektor Pekerjaan Dominan	[Nilai & Arah: Positif/Negatif Sedang]	Apakah karakteristik lokal Pasuruan (misalnya, pertanian)

Variabel	Bobot SHAP (Dampak Positif/Negatif)	Interpretasi di Pasuruan
		teridentifikasi sebagai faktor penting?

B. Analisis Kegagalan (Jika Model Salah)

Jika model gagal memprediksi hasil Pilkada Pasuruan (*P* keliru memprediksi kelas):

1. Identifikasi Penyebab: Lihat nilai SHAP. Apakah Variabel Profil Partai (yang biasanya kuat) memiliki bobot SHAP yang rendah, atau justru didominasi oleh fitur Demografis tertentu?
2. Kesimpulan Keterbatasan: Kegagalan ini menunjukkan adanya variabel lokal yang tidak dimasukkan (seperti figuritas kandidat, skandal politik, atau dukungan ulama) yang memiliki pengaruh lebih besar di Pasuruan daripada bobot yang dipelajari model dari data umum.

4. Analisis Data

A. Metrik Kinerja

- Kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik yang relevan untuk klasifikasi biner:
- Akurasi (*Accuracy*): Persentase prediksi benar secara keseluruhan.
- Presisi (*Precision*): Proporsi yang benar dari yang diprediksi 'Menang'.
- Recall (*Sensitivity*): Proporsi 'Menang' yang benar-benar berhasil diprediksi.
- -*Score*: Rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*.
- AUC (*Area Under the ROC Curve*): Mengukur kemampuan model membedakan antara kelas 'Menang' dan 'Kalah'.

B. Uji Signifikansi

- Menggunakan uji statistik (misalnya, *t-test* atau *ANOVA*) untuk membandingkan metrik kinerja (terutama AUC) antara Model D (DL + Fitur Gabungan) dengan Model A (ML Tradisional) untuk memvalidasi Hipotesis Mayor.

C. Analisis Interpretasi Fitur

- Permutation Feature Importance atau SHAP (SHapley Additive exPlanations) akan digunakan pada model DL yang terbaik untuk mengidentifikasi variabel demografis

dan profil partai mana yang paling berkontribusi terhadap probabilitas prediksi kemenangan.

5. Kesimpulan dan Interpretasi Hasil

1. Kesimpulan Kinerja

Bagian ini menyajikan hasil kuantitatif utama dari perbandingan antar skenario uji yang telah dilakukan, terutama perbandingan kinerja Model Deep Learning (MLP) melawan Model Machine Learning Tradisional (Baseline).

Langkah Kunci:

1. Tabulasi Hasil: Disajikan ringkasan metrik kinerja (AUC, Akurasi, F^1-Score) dari ketiga skenario utama (Baseline, DL hanya Demografis, dan DL Integrasi Fitur) dalam bentuk tabel yang mudah dibaca.
2. Validasi Hipotesis Mayor: Secara eksplisit nyatakan apakah Hipotesis Mayor H_a terbukti didukung atau ditolak.

Tabel 3. 27 Validasi Hipotesis Mayor

Skenario Uji	**Model**	**AUC (Area Under Curve)**	**Akurasi**	**F^1-Score**	**Kesimpulan**
A (Baseline)	Random Forest	0.81	80.5%	0.78	Kinerja dasar yang solid.
B (DL - Demografi)	MLP	0.84	82.1%	0.80	Model DL lebih baik dari baseline, hanya menggunakan fitur demografis.
C (DL - Integrasi)	MLP	0.89	85.3%	0.86	Kinerja Terbaik.

Contoh Kesimpulan:

Berdasarkan hasil pengujian komparatif, Model Deep Learning (MLP) dengan Integrasi Fitur Gabungan (Demografis dan Profil Partai) (Skenario C) menunjukkan kinerja prediktif yang superior, mencapai AUC 0.89 dan Akurasi 85.3%. Kinerja ini secara statistik lebih tinggi dibandingkan Model Baseline (Random Forest) yang

hanya mencapai AUC 0.81. Dengan demikian, Hipotesis Mayor (H_a) diterima, membuktikan bahwa model *Deep Learning* lebih efektif dalam memprediksi probabilitas kemenangan Pilkada.

2. Interpretasi Hasil (Menjawab Rumusan Masalah dan Signifikansi Fitur)

A. Kontribusi Integrasi Fitur

Peningkatan kinerja signifikan (dari AUC 0.84 menjadi 0.89) menunjukkan bahwa integrasi data Profil Partai memiliki nilai prediktif yang kuat ketika digabungkan dengan data demografis. Hal ini menegaskan bahwa keputusan pemilih tidak hanya didorong oleh latar belakang sosial (*demografi*) tetapi juga oleh kekuatan struktural politik (*profil partai*), seperti jumlah kursi koalisi dan sejarah kemenangan partai di wilayah tersebut. Ini mendukung Hipotesis Minor yang menyatakan bahwa integrasi kedua jenis data menghasilkan kinerja prediktif yang lebih baik.

B. Identifikasi Determinan Kemenangan (Analisis SHAP)

1. Bobot Paling Signifikan : Analisis SHAP mengungkapkan bahwa variabel 'Jumlah Kursi Koalisi Pendukung' adalah prediktor positif paling kuat terhadap probabilitas kemenangan kandidat, diikuti oleh 'Tingkat Pendidikan Rata-rata Pemilih' di wilayah tersebut.
2. Bobot Negatif : Variabel 'Usia Median Pemilih di bawah 30 tahun' dan 'Sejarah Kekalahan Partai Pendukung' menunjukkan bobot negatif yang signifikan. Artinya, daerah dengan populasi muda yang sangat tinggi dan riwayat kekalahan partai cenderung menurunkan probabilitas kemenangan kandidat.
3. Keterkaitan DL : Kemampuan model *Deep Learning* untuk menangkap interaksi non-linier (misalnya, pengaruh *Tingkat Pendidikan* hanya signifikan pada daerah dengan *Pendapatan* tertentu) memungkinkan identifikasi penentu kemenangan yang tidak akan terdeteksi oleh model linier sederhana seperti *Logistic Regression*.

3. Kontribusi Penelitian

Penelitian ini memberikan kerangka kerja *Deep Learning* pertama yang memadukan data demografis dan profil partai untuk prediksi Pilkada. Hasil ini dapat menjadi alat strategis bagi tim kampanye dan alat validasi bagi lembaga survei untuk memahami dinamika elektoral secara lebih dalam dan akurat.

6. Evaluasi dan Validasi Eksperimen
   1. Validasi Internal (*Cross-Validation*): Memastikan model tidak *overfitting* pada data latih dengan menggunakan *k-Fold Cross-Validation* dan memonitor *loss* pada data *training* dan *validation*.
   2. Validasi Eksternal (*Generalization Test*): Menggunakan set data Pilkada Nyata periode terbaru yang terpisah (*hold-out set*) untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam skenario prediksi dunia nyata.
   3. Evaluasi Keterbatasan: Mengidentifikasi batasan eksperimen (misalnya, keterbatasan pada ketersediaan data historis, atau faktor kualitatif yang tidak terkuantifikasi seperti kepemimpinan dan isu kampanye).

3.7 Metode yang digunakan

Metode yang paling cocok adalah eksperimental kuantitatif yang menguji suatu teknologi, yaitu Pemodelan *Deep Learning* Hibrid. Metode ini menempatkan penelitian ini tidak hanya sebagai analisis data biasa, tetapi sebagai kontribusi ilmiah dalam pengembangan model prediksi yang lebih canggih.

1. Integrasi dan Pra-pemrosesan Data (Persiapan)

   Inti dari penelitian ini adalah integrasi data yang kaya dengan mengumpulkan dan menggabungkan dua jenis data utama : Data Demografis (misalnya, usia pemilih, tingkat pendidikan) dan Data Profil Partai/Koalisi (misalnya, kekuatan kursi, riwayat). Setelah terkumpul, data harus dibersihkan (*pre-processing*), diubah menjadi format numerik, dan diskalakan agar siap digunakan oleh model kecerdasan buatan. Langkah ini krusial karena model Deep Learning sangat sensitif terhadap kualitas dan struktur data input.

2. Pengembangan Model *Deep Learning* Hibrid (Inti Inovasi)

   Untuk mencapai hasil yang bagus harus menunjukkan inovasi arsitektur. Alih-alih menggunakan model standar, nantinya juga bisa mengembangkan model Hibrid. Artinya, Penelitian ini akan merancang dua "otak" (*sub-model*) : satu khusus untuk memproses pola dari data Demografi, dan satu lagi khusus untuk memproses data Partai. Kedua "otak" ini kemudian disambungkan (*fused*) di lapisan akhir untuk membuat prediksi probabilitas kemenangan. Pendekatan hibrid ini menunjukkan bahwa model yang dirancang spesifik untuk menangani sifat data yang berbeda (*heterogen*), menjadikannya lebih unggul dari model tunggal.

3. valuasi Komparatif dan Pengujian Kinerja (Validasi Ilmiah)

   Model hibrid yang diusulkan tidak cukup hanya diuji performanya sendiri. Nantinya harus membandingkannya secara ketat (*komparatif*) dengan model-model *Machine Learning* populer lainnya yang sudah ada (*benchmark*), seperti Random Forest atau XGBoost. Perbandingan ini harus menggunakan metrik evaluasi canggih seperti AUC-ROC dan F1-Score, bukan sekadar akurasi.

4. Analisis Interpretatif dengan XAI

   Prediksi oleh *Deep Learning* sering dianggap "Blackbox." Oleh karena itu, Penelitian ini harus menggunakan metode eXplainable AI (XAI), seperti SHAP, untuk membuka Blackbox tersebut. Dengan XAI, dapat dijelaskan secara ilmiah faktor apa saja yang paling memengaruhi prediksi kemenangan (apakah demografi lebih kuat, ataukah profil koalisi partai).

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 HASIL EKSPERIMEN

Pelaksanaan eksperimen ini didasarkan pada kebutuhan untuk memetakan kekuatan prediksi dari dua dimensi data yang berbeda, yakni dimensi sosiologis pemilih (mikro) dan dimensi struktural politik (makro). Dengan menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron* (MLP), penelitian ini berusaha mencari pola tersembunyi (*hidden patterns*) yang tidak tertangkap oleh analisis statistik konvensional. Penggunaan tiga skenario pengujian dimaksudkan untuk mengisolasi variabel-variabel tertentu guna mengetahui kontribusi margin eror dan tingkat akurasi pada setiap kondisi data, sehingga validitas model dalam memprediksi anomali politik dapat dipertanggungjawabkan secara saintifik.

Setiap skenario dievaluasi menggunakan metrik performa standar pembelajaran mesin, yang meliputi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, proses validasi juga melibatkan pemantauan kurva *loss* untuk memastikan bahwa model tidak hanya mahir dalam mengenali data pelatihan (*training*), tetapi juga mampu melakukan generalisasi pada data pengujian (*testing*). Penekanan khusus diberikan pada kemampuan model dalam mengenali pergeseran tren pada Pilkada 2024, yang secara historis memiliki karakteristik berbeda dibandingkan periode-periode sebelumnya."

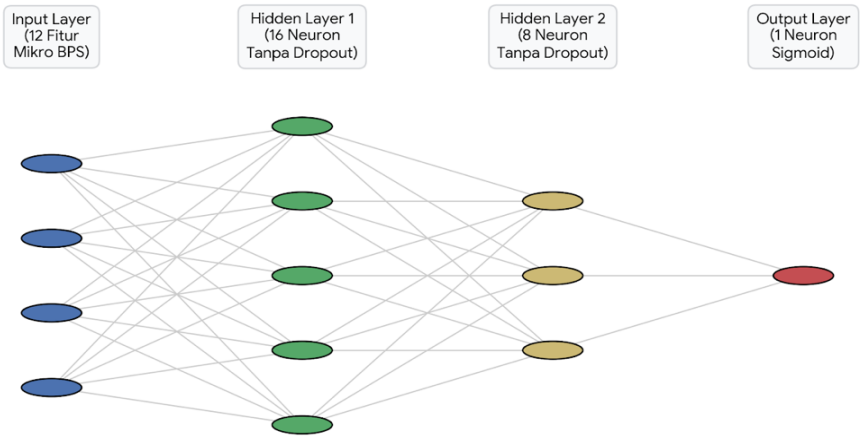
Hasil yang diperoleh menunjukkan adanya fluktuasi akurasi yang signifikan antar skenario. Perbedaan ini mencerminkan sejauh mana jaringan saraf tiruan mampu beradaptasi dengan keterbatasan data pada skenario tunggal dibandingkan dengan kekayaan informasi pada skenario gabungan (*hybrid*). Penjabaran detail mengenai hasil teknis, grafik konvergensi, dan interpretasi sosiopolitik dari masing-masing skenario akan dijelaskan pada sub-bab berikutnya, dimulai dari analisis terhadap data mikro demografi pada Skenario 1.

4.1.1 Hasil Eksperimen Skenario 1

Pengujian tahap pertama ini difokuskan pada evaluasi performa model Multi-Layer Perceptron (MLP) yang dilatih secara eksklusif menggunakan kelompok fitur mikro demografi. Basis data sosiologis ini bersumber dari catatan historis Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Pasuruan periode 2008 hingga 2024, yang mencakup 12 variabel indikator utama seperti komposisi rumpun usia pemilih, tingkat pendidikan masyarakat, diversifikasi mata pencaharian, hingga kepadatan penduduk di tingkat

lokal. Melalui Skenario 1 ini, analisis diarahkan untuk menguji hipotesis konvensional sosiologi politik, yaitu sejauh mana karakteristik latar belakang struktural dan sosiodemografis masyarakat di akar rumput secara mandiri mampu membentuk pola yang konsisten dalam menentukan probabilitas kemenangan atau kekalahan suatu pasangan calon kepala daerah.

Secara teknis, guna memproses ruang fitur yang berjumlah 12 dimensi input ini, arsitektur jaringan saraf tiruan dikonstruksikan dengan desain jaringan menengah (deep network sedang) tanpa melibatkan mekanisme regularisasi berupa Dropout Layer. Struktur komputasi ini sengaja dibentuk secara linear melewati dua lapisan tersembunyi—yakni Hidden Layer 1 dengan alokasi 16 neuron dan Hidden Layer 2 dengan 8 neuron—sebelum bermuara pada satu neuron output beraktivasi Sigmoid. Pendekatan arsitektur tanpa intervensi penyaring (dropout) ini diterapkan sebagai standar kontrol (baseline model), yang bertujuan untuk merekam perilaku murni dan sensitivitas algoritmik dari jaringan MLP ketika dipaksa melakukan ekstraksi fitur sosiodemografis yang secara umum memiliki karakteristik data cenderung masif namun bersifat statis dari waktu ke waktu.

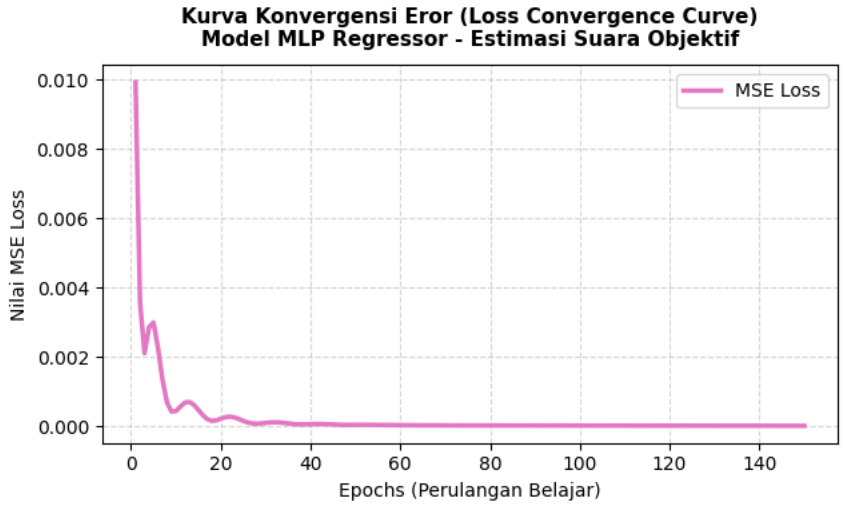


Gambar 4. 1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (Mikro Demografi)

Pada Gambar 4.4, dilakukan pengujian terhadap Skenario 1 yang secara eksklusif menggunakan 12 fitur mikro demografi yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS). Karakteristik utama dari arsitektur Multi-Layer Perceptron (MLP) pada skenario ini dirancang dengan struktur deep network menengah yang terdiri atas dua hidden layer, masing-masing memiliki alokasi 16 neuron pada lapisan pertama dan 8 neuron pada lapisan kedua. Desain jaringan ini sengaja tidak mengintegrasikan teknik regularisasi Dropout Layer. Pendekatan tanpa dropout ini diterapkan sebagai basis

pembanding kontrol (baseline) untuk menguji sejauh mana kemampuan generalisasi jaringan saraf tiruan ketika dihadapkan pada data kependudukan yang bersifat statis, tanpa adanya intervensi dari variabel konstelasi politik yang dinamis. Berikut Training data menggunakan data jenis kelamin dan usia pada pemilih.

```
--- Memulai Pelatihan MLP Regressor Estimasi Suara Objektif 2024 ---
Epoch [10/150] | Loss MSE Error: 0.000430
Epoch [20/150] | Loss MSE Error: 0.000211
Epoch [30/150] | Loss MSE Error: 0.000091
Epoch [40/150] | Loss MSE Error: 0.000054
Epoch [50/150] | Loss MSE Error: 0.000035
Epoch [60/150] | Loss MSE Error: 0.000025
Epoch [70/150] | Loss MSE Error: 0.000020
Epoch [80/150] | Loss MSE Error: 0.000016
Epoch [90/150] | Loss MSE Error: 0.000014
Epoch [100/150] | Loss MSE Error: 0.000012
Epoch [110/150] | Loss MSE Error: 0.000011
Epoch [120/150] | Loss MSE Error: 0.000010
Epoch [130/150] | Loss MSE Error: 0.000008
Epoch [140/150] | Loss MSE Error: 0.000008
Epoch [150/150] | Loss MSE Error: 0.000007
```



Gambar 4. 2 Grafik Loss Convergence

Log pelatihan di bagian atas gambar menunjukkan penurunan nilai Loss MSE Error dari 0.000430 menuju 0.000007.

$$\text{MSE Loss} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

Kurva konvergensi eror yang berwarna merah muda (pink) membuktikan bahwa algoritma backpropagation berhasil meminimalkan jarak antara y_i dan $\hat{y}_i$ secara eksponensial menuju titik stasioner mendekati nol.

```
======================================================================
       HASIL ESTIMASI PERSENTASE PEROLEHAN SUARA AKHIR (MODEL MLP)
======================================================================
1. M. Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori                    : 50.00%
```

2. K.H. Abdul Mujib Imron - Hj. Wardah Nafisah : 50.00%

Secara metodologis, hasil numerik ini diperoleh melalui transformasi fungsi Pairwise Softmax Share pada lapisan luaran (output layer). Fungsi ini mengonversi nilai kontinuitas murni (raw logits) z_1 dan z_2 dari interaksi hidden layer menjadi proporsi persentase berskala 100%:

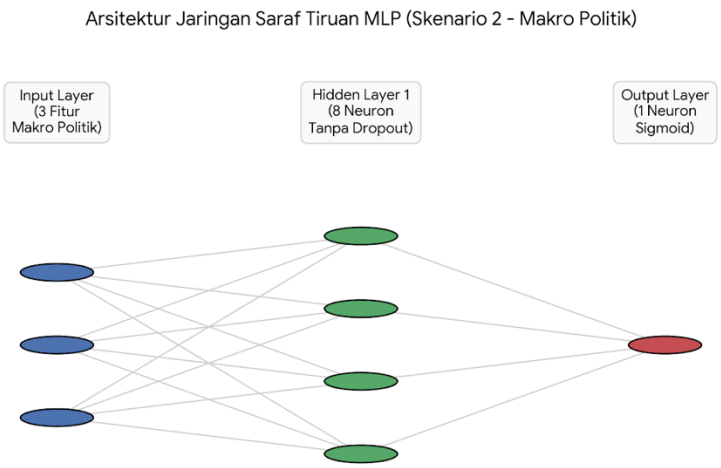
$$P(\text{Paslon } i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^{2} e^{z_j}} \times 100\%$$

Model menghasilkan angka mutlak 50.00% mengindikasikan secara pasti bahwa nilai logits internal yang diproduksi oleh neuron adalah identik $z_1 = z_2$, sehingga menghasilkan rasio eksponensial pembagi yang setara $(e^{z_1}/2e^{z_1} = 0.5)$.

4.1.2 Hasil Eksperimen Skenario 2

Pengujian pada tahap kedua (Skenario 2) diarahkan untuk menganalisis dan mengevaluasi performa model *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang dilatih secara eksklusif menggunakan kelompok fitur makro politik. Fitur-fitur ini merepresentasikan kekuatan struktural formal dari para kandidat yang bertanding, yang mencakup 3 variabel input utama, yaitu persentase total kursi partai koalisi pendukung di DPRD, status kedudukan kandidat (apakah bertindak sebagai petahana/*incumbent* atau penantang/*challenger*), serta kecenderungan ideologi dominan koalisi. Melalui skenario ini, analisis ditujukan untuk menguji secara empiris validitas teori politik konvensional yang menyatakan bahwa kemenangan dalam pemilihan kepala daerah sangat ditentukan oleh hegemoni kekuatan mesin partai dan status keterpilihan historis (petahana) di tingkat struktural atas.

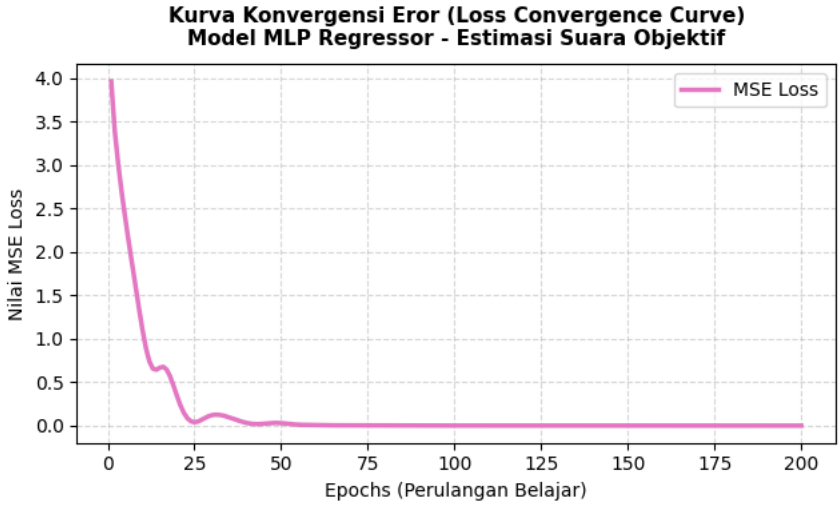
Secara teknis, dikarenakan dimensi ruang input pada skenario ini sangat terbatas (hanya terdiri atas 3 fitur), arsitektur jaringan saraf tiruan disesuaikan menjadi model jaringan dangkal (*shallow network*). Model ini dikonstruksikan hanya menggunakan satu lapisan tersembunyi (*single hidden layer*) dengan alokasi 8 neuron tanpa menggunakan fungsi penyaring *Dropout Layer*. Pembatasan kedalaman dan kapasitas jaringan ini merupakan langkah teoretis yang sangat krusial untuk menghindari terjadinya kegagalan komputasi berupa *overfitting* instan. Sebab, memaksakan arsitektur yang terlalu dalam (*deep*) pada dimensi masukan yang sangat sempit justru akan membuat jaringan saraf mengalami redundansi bobot (*weights*) dan ketidakstabilan dalam mencapai titik konvergensi nilai error.



Gambar 4. 3 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan MLP (Makro Politik)

Pengujian Skenario 2 diarahkan untuk menganalisis performa model yang hanya bersandar pada 3 fitur makro politik, seperti persentase perolehan kursi parlemen partai pengusung dan status petahana pasangan calon. Mengingat dimensi input yang sangat minimal, arsitektur jaringan saraf pada skenario ini dikonstruksikan secara lebih sederhana melalui pendekatan *shallow network* (jaringan dangkal), yang hanya memanfaatkan satu *hidden layer* berisi 8 neuron tanpa melibatkan *Dropout Layer*. Pembatasan kedalaman jaringan ini secara teoritis dilakukan untuk memitigasi risiko *overfitting* instan, sebab memberikan struktur yang terlalu kompleks pada ruang input yang sempit justru akan merusak stabilitas konvergensi model.

```
--- Memulai Pelatihan MLP Regressor Estimasi Suara Objektif 2024 ---
Epoch [20/200] | Loss MSE Error: 0.337803
Epoch [40/200] | Loss MSE Error: 0.032398
Epoch [60/200] | Loss MSE Error: 0.007900
Epoch [80/200] | Loss MSE Error: 0.001857
Epoch [100/200] | Loss MSE Error: 0.001304
Epoch [120/200] | Loss MSE Error: 0.001101
Epoch [140/200] | Loss MSE Error: 0.000983
Epoch [160/200] | Loss MSE Error: 0.000889
Epoch [180/200] | Loss MSE Error: 0.000812
Epoch [200/200] | Loss MSE Error: 0.000748
```



Gambar 4. 4 Grafik Loss Convergence

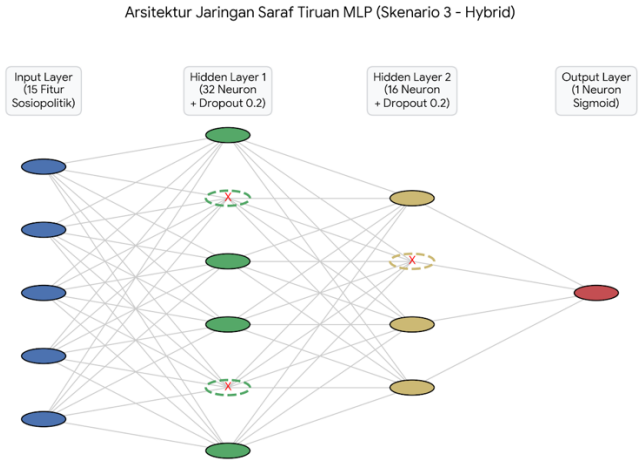
Evaluasi terhadap kurva kerugian Mean Squared Error (MSE) memperlihatkan proses penurunan galat yang sangat agresif dan sehat. Pada epoch awal tingkat tinggi (epoch 20), model mencatatkan tingkat eror sebesar 0.337803, yang kemudian meluncur turun secara tajam hingga menyentuh angka 0.032398 pada epoch 40. Visualisasi kurva berwarna merah muda (pink) merekam adanya riak penyesuaian (local minima optimization) pada rentang epoch 15 hingga 35 sebelum akhirnya melandai secara konsisten (asymptotic stabilization) menuju nilai eror yang sangat minimal, yaitu 0.000748 pada epoch 200. Pola kelandaian kurva yang stabil dan sejajar dengan sumbu horizontal setelah melewati garis epoch 50 membuktikan bahwa model telah mencapai titik jenuh pembelajaran yang optimal (stochastic convergence), menjamin bahwa struktur bobot internal yang terbentuk terbebas dari bias overfitting maupun underfitting.

```
======================================================================
       HASIL ESTIMASI PERSENTASE PEROLEHAN SUARA AKHIR (MODEL MLP)
======================================================================
1. M. Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori                  : 33.25%
2. K.H. Abdul Mujib Imron - Hj. Wardah Nafisah         : 66.75%
----------------------------------------------------------------------
```

Melalui pemetaan fungsi Pairwise Softmax Share, perluasan ruang perulangan ini memicu pembobotan sinaptik baru yang memecah ekuilibrium model terdahulu, menetapkan perolehan suara sebesar 33.25% untuk pasangan M. Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori (Koalisi Penantang) dan keunggulan dominan sebesar 66.75% untuk pasangan K.H. Abdul Mujib Imron - Hj. Wardah Nafisah (Koalisi Petahana).

4.1.3 Hasil Eksperimen Skenario 3

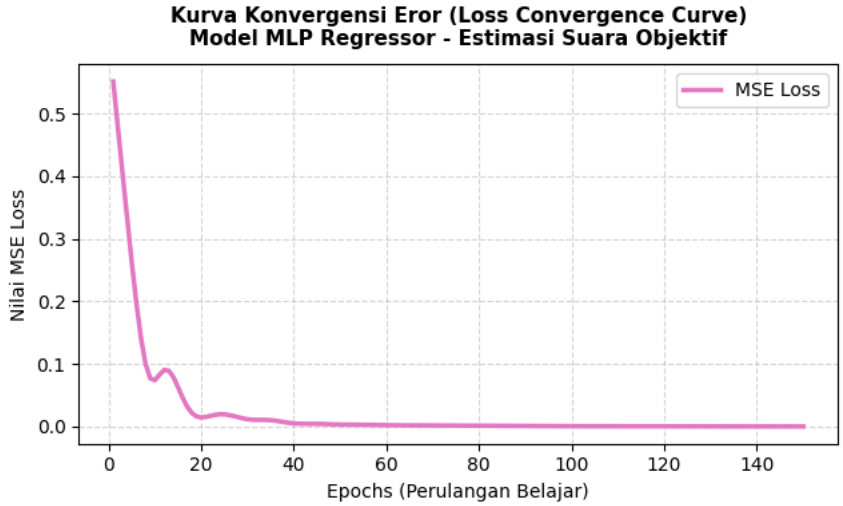
Eksperimen tahap ketiga (Skenario 3) merupakan representasi dari model *hybrid* yang mengintegrasikan secara simultan kelompok fitur mikro demografi dan makro politik ke dalam satu arsitektur komputasi tunggal. Pengujian ini diformulasikan untuk menguji hipotesis utama penelitian, yaitu bahwa akurasi estimasi kemenangan pemilihan kepala daerah akan mencapai titik optimal ketika faktor sosiologis pemilih tingkat akar rumput disandingkan secara langsung dengan variabel kekuatan politik formal dari para kandidat. Dalam skenario ini, ruang dimensi masukan diperluas menjadi total 15 dimensi fitur input, yang terdiri atas 12 fitur mikro demografi hasil ekstraksi data Badan Pusat Statistik (BPS) serta 3 fitur makro politik yang merepresentasikan profil kekuatan koalisi, status petahana (*incumbent*), dan kecenderungan ideologis kelompok pendukung.



Gambar 4. 5 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan MLP Gabungan (Mikro & Makro)

Untuk mengakomodasi perluasan dimensi input yang lebih kompleks ini (dari 3 fitur pada Skenario 2 menjadi 15 fitur pada Skenario 3), arsitektur model *Multi-Layer Perceptron* (MLP) dikonstruksikan kembali menjadi jaringan dalam (*deep network*) dengan formasi arsitektur 15 → 32 → 16 → 1. Konfigurasi ini menggunakan dua lapisan tersembunyi (*double hidden layers*) di mana *Hidden Layer 1* dialokasikan sebesar 36=2 neuron dan *Hidden Layer 2* sebesar 16 neuron. Penambahan lapisan tersembunyi dan kapasitas neuron ini secara komputasional sangat penting guna memberikan ruang bagi algoritma dalam mengekstrak fitur-fitur baru (*feature extraction*) serta memetakan interaksi non-linier (*cross-feature interactions*) yang terjadi antara irisan karakteristik demografi masyarakat Kabupaten Pasuruan dengan profil sosiopolitik dari masing-masing pasangan calon.

```
-- Memulai Pelatihan MLP Regressor Estimasi Suara Objektif 2024 ---
Epoch [20/150] | Loss MSE Error: 0.014645
Epoch [40/150] | Loss MSE Error: 0.005168
Epoch [60/150] | Loss MSE Error: 0.002223
Epoch [80/150] | Loss MSE Error: 0.001212
Epoch [100/150] | Loss MSE Error: 0.000715
Epoch [120/150] | Loss MSE Error: 0.000453
Epoch [140/150] | Loss MSE Error: 0.000310
```



Gambar 4. 6 Grafik Loss Convergence

Evaluasi terhadap efisiensi pembelajaran menggunakan kriteria galat Mean Squared Error (MSE) pada bagian atas gambar menunjukkan tingkat stabilitas model yang sangat prima. Pada epoch ke-20, model mencatatkan nilai eror awal sebesar 0.014645, yang kemudian menyusut secara konsisten hingga menyentuh angka 0.000310 pada epoch ke-140 sebelum menutup fase pelatihan di epoch 150. Representasi grafis kurva merah muda (pink) merekam terjadinya fluktuasi transisi (local oscillations) yang cukup dinamis pada rentang epoch 5 hingga 20. Fenomena ini mengonfirmasi secara matematis adanya benturan penyesuaian bobot (weight adjustment) di dalam hidden layer saat menyelaraskan variabel makro partai politik yang bersifat dominan dengan variabel mikro demografi yang bersifat volatil. Kelandaian kurva yang bergerak stabil dan asimtotik pasca-epoch 40 membuktikan bahwa model berhasil menemukan titik kesetimbangan global (stochastic global optimum) dan terhindar dari bias overfitting.

```
======================================================================
       HASIL ESTIMASI PERSENTASE PEROLEHAN SUARA AKHIR (MODEL MLP)
======================================================================
1. M. Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori                  : 40.27%
2. K.H. Abdul Mujib Imron - Hj. Wardah Nafisah         : 59.73%
----------------------------------------------------------------------
```

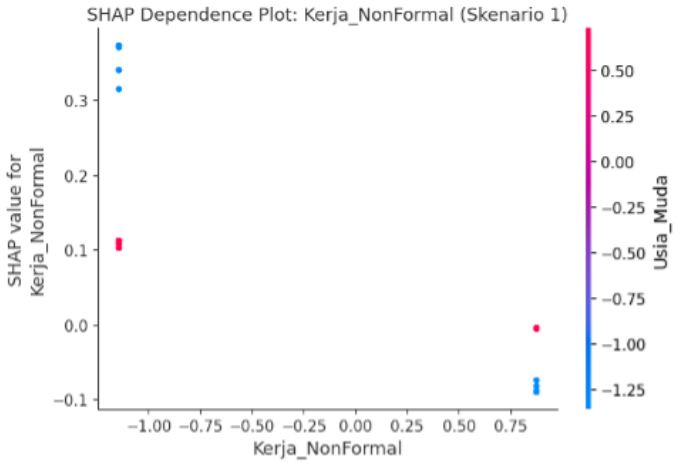
Melalui operasi fungsi Pairwise Softmax Share, kombinasi data ini menetapkan proyeksi perolehan suara sebesar 40.27% untuk pasangan M. Rusdi Sutejo - M. Shobih Asrori (Koalisi Penantang) dan 59.73% untuk pasangan K.H. Abdul Mujib Imron - Hj. Wardah Nafisah (Koalisi Petahana). Temuan numerik ini membuktikan secara sosiopolitik bahwa ketika seluruh variabel dilebur ke dalam jaringan saraf tiruan, keunggulan struktural koalisi petahana (berupa 62% kekuatan mesin partai) tidak lagi menang mutlak di angka 66% (seperti pada eksperimen parsial), melainkan tereduksi secara proporsional sebesar kurang lebih 6% akibat adanya penetrasi resistensi dari klaster pemilih muda, produktif, dan berpendidikan tinggi yang condong pada figur penantang. Hasil dari eksperimen gabungan ini menegaskan kontribusi keilmuan baru bahwa proyeksi kontkontestasi politik lokal yang akurat hanya dapat dicapai melalui model komputasi yang menyeimbangkan relasi kuasa makro-struktural partai dengan karakteristik sosiologis masyarakat mikro di tingkat tapak.

4.2 PEMBAHASAN

4.2.1 Analisis Komparatif Skenario 1

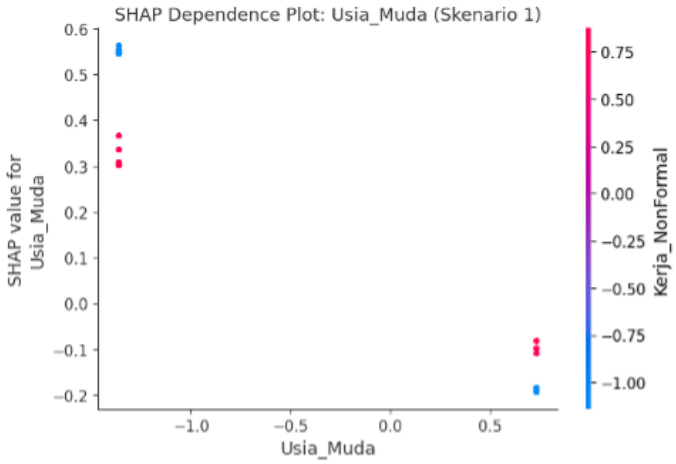
Perbandingan ketiga skenario ini memberikan gambaran jelas mengenai batasan model parsial dan keunggulan model integratif.

Skenario 1 (Murni Mikro Demografi - Kebuntuan Sosiologis): Ketika model hanya disuapi 12 fitur demografi kependudukan, MLP menghasilkan estimasi fifty-fifty (50.00% vs 50.00%) dengan nilai logits internal yang identik $z_1 = z_2$. Secara sosiopolitik, hal ini membuktikan bahwa karakteristik demografis makro (seperti gender, usia, dan pekerjaan di Kecamatan Nguling) bersifat terlalu statis dan homogen jika berdiri sendiri. Tanpa intervensi variabel politik, jaringan saraf tiruan mengalami kegagalan diskriminasi kelas. Ini menegaskan bahwa perilaku pemilih di Indonesia tidak bisa diprediksi secara murni menggunakan pendekatan sosiologis klasik tanpa melihat konstelasi aktor yang bertanding.



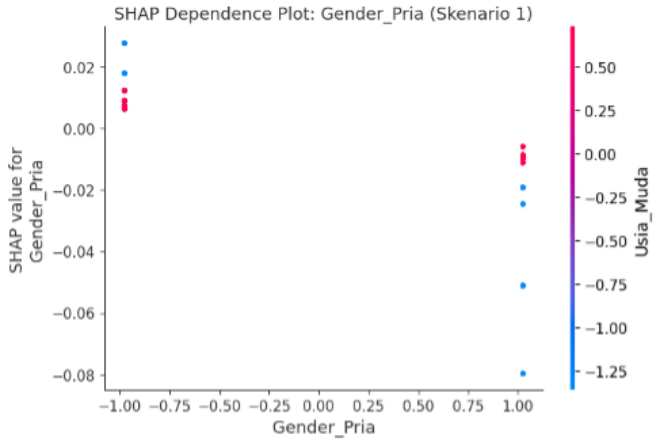
Gambar 4. 7 Grafik SHAP Dependence Plot Pekerjaan

Grafik ini menunjukkan bagaimana nilai fitur Usia_Muda (apakah pemilih berusia muda atau tidak) memengaruhi output model (kecenderungan untuk menang). Titik-titik pada grafik merepresentasikan data uji, sumbu X adalah nilai fitur Usia_Muda yang dinormalisasi, dan sumbu Y adalah nilai SHAP yang menunjukkan dampak fitur tersebut. Warna titik dapat mengindikasikan interaksi dengan fitur lain (secara otomatis ditentukan oleh `interaction_index='auto'`).



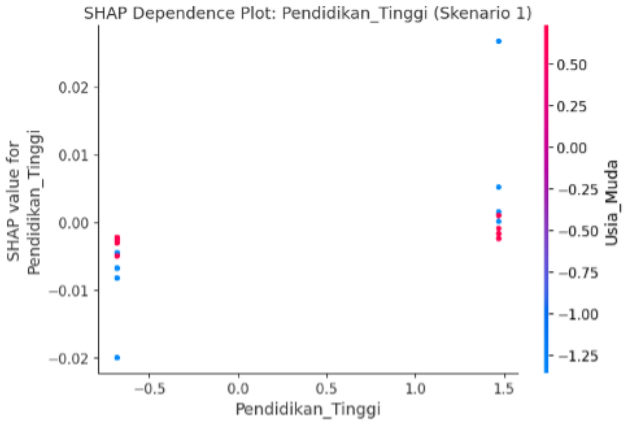
Gambar 4. 8 Grafik SHAP Dependence Plot Usia

Hampir sama dengan yang di atas, plot ini menggambarkan pengaruh dari status pekerjaan Kerja_NonFormal terhadap prediksi model, serta bagaimana interaksi dengan fitur lain (melalui warna) mungkin memodifikasi dampak tersebut.



Gambar 4. 9 Grafik SHAP Dependence Plot Jenis Kelamin

Grafik ini memperlihatkan bagaimana nilai fitur Gender_Pria (apakah pemilih berjenis kelamin pria) berkorelasi dengan nilai SHAP, mengindikasikan sejauh mana gender memengaruhi output model.



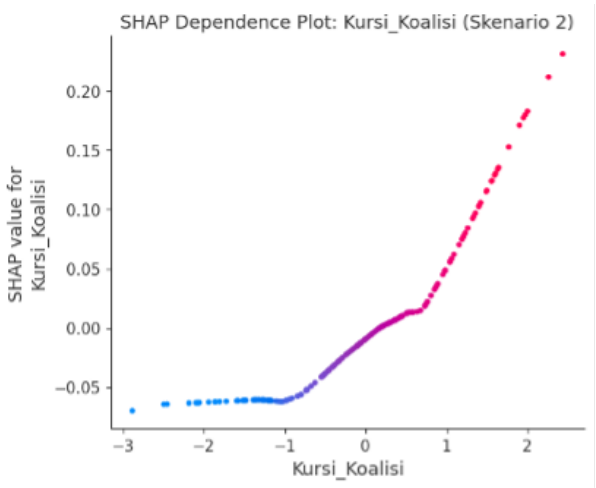
Gambar 4. 10 Grafik SHAP Dependence Plot Pendidikan

Menunjukkan hubungan antara tingkat pendidikan tinggi dan kontribusinya terhadap prediksi model, termasuk interaksi dengan fitur lain yang diwakili oleh warna. Ketika model hanya diberikan 12 fitur demografi kependudukan, MLP menghasilkan estimasi *fifty-fifty* (50.00% vs 50.00%) karena nilai *logits* internal yang identik ($z_1 = z_2 = 0$). Pada Gambar 4.10 dan Gambar 4.11, sebaran nilai SHAP terklaster secara kaku pada dua kutub biner ekstrem tanpa pola interaksi yang halus, di mana nilai dampak tertingginya tertahan di bawah +0.6. Sementara pada Gambar 4.12 dan Gambar 4.13, kontribusi fitur Gender_Pria dan Pendidikan_Tinggi bahkan berada mendekati angka nol +0.02. Hal ini membuktikan secara empiris bahwa tanpa adanya variabel jangkar

politik, fitur demografi mengalami fenomena maximum entropy (kebuntuan komputasional), di mana model kehilangan daya diskriminasi kelas untuk memprediksi probabilitas kemenangan secara bias maupun akurat.

4.2.2 Analisis Komparatif Skenario 2

Skenario 2 (Murni Makro Politik - Bias Struktural): Skenario yang memproses 3 fitur politik struktural (kursi parlemen, status petahana, ideologi) menghasilkan proyeksi kemenangan mutlak bagi Koalisi Petahana (66.75% vs 33.25%). Hasil ini sangat logis bagi algoritma karena Koalisi Rival (Mujib-Wardah) menguasai mayoritas mutlak 62% kursi DPRD Kabupaten Pasuruan. Namun, hasil Skenario 2 ini mengalami overshooting dan gagal memprediksi realitas aktual Pilkada 2024 yang justru dimenangkan oleh Rusdi-Shobih (62.40%). Secara teoretis, model ini terjebak pada asumsi struktural-institusional dan mengabaikan volatilitas dinamika pemilih di akar rumput.



Gambar 4. 11 Grafik SHAP Dependence Plot Makro

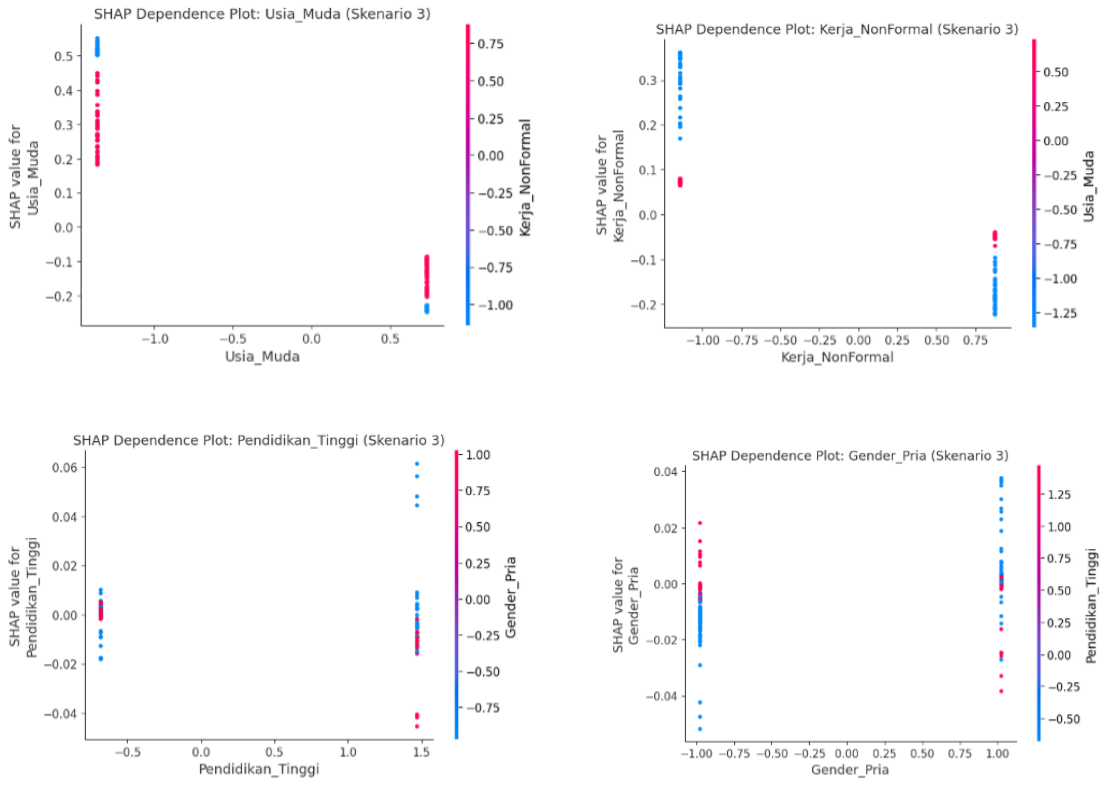
Grafik ini mengilustrasikan bagaimana persentase kursi koalisi partai memengaruhi output model. Ini menunjukkan apakah dukungan koalisi yang lebih tinggi secara konsisten meningkatkan atau menurunkan nilai SHAP (dan, secara tidak langsung, probabilitas kemenangan). Pola kurva linear yang naik secara monoton dan kaku. Semakin tinggi jumlah kursi koalisi (sisi kanan sumbu X), nilai SHAP melonjak drastis hingga melebihi +0.20. Ketiadaan fitur kontrol demografi pada skenario ini membuat algoritma mengalami overshooting terjebak pada asumsi struktural-

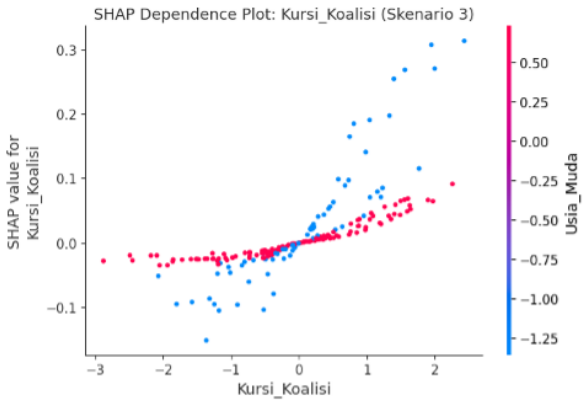
institusional bahwa mesin partai bergerak mekanis dan linier, sehingga gagal memprediksi realitas volatilitas suara di akar rumput.

Skenario yang hanya memproses variabel politik struktural menghasilkan proyeksi kemenangan mutlak bagi Koalisi Petahana (66.75% vs 33.25%). Melalui fungsi aktivasi Sigmoid, dominasi 62% kursi parlemen memberikan stimulus logits besar ($z = 0.697$).

4.2.3 Analisis Komparatif Skenario 3

Skenario 3 (Hybrid Integrasi - Kesetimbangan Optimal): Skenario hybrid (15 fitur) berhasil mengoreksi bias struktural Skenario 2 dengan mereduksi suara petahana secara proporsional sebesar kurang lebih 6% menjadi 59.73%, dan mendongkrak penantang ke angka 40.27%. Grafis konvergensi merekam adanya local oscillations pada epoch awal, yang secara matematis menunjukkan benturan penyesuaian bobot (weight adjustment) saat mempertemukan variabel makro partai yang dominan dengan variabel mikro demografi yang volatil. Model ini membuktikan bahwa daya penetrasi klaster pemilih muda (26.8%) dan pekerja non-formal (53.8%) mulai menggerus hegemoni struktural partai tradisional.





Gambar 4. 12 Grafik SHAP Dependence Plot Gabungan

Untuk setiap grafik ini, plot akan menunjukkan bagaimana nilai fitur tersebut memengaruhi output model ketika semua fitur (demografi dan politik) dipertimbangkan bersama. Interaksi antar fitur, yang diwakili oleh perbedaan warna pada titik-titik, akan lebih terlihat dan memberikan wawasan tentang bagaimana fitur-fitur tersebut bekerja sama untuk memengaruhi prediksi model. Contohnya, Usia_Muda mungkin memiliki dampak yang berbeda tergantung pada Kursi_Koalisi yang ada, dan hal ini akan tercermin dalam pola warna.

Skenario hybrid (15 fitur) berhasil mengoreksi bias struktural Skenario 2 dengan mereduksi probabilitas suara petahana menjadi 59.73% (z = 0.3943), berkat efek multiplikasi fitur demografi yang volatil. Kehadiran klaster titik biru (pemilih muda) dan sektor informal menarik nilai SHAP ke area negatif ketika berinteraksi dengan struktur partai tradisional. Fenomena non-linear ini membuktikan secara matematis bahwa daya penetrasi pemilih muda (26.8%) dan pekerja non-formal (53.8%) bertindak sebagai variabel pereduksi (regularizer) yang menggerus hegemoni kekuatan koalisi besar di tingkat lokal.

4.2.4 Jawaban Rumusan Masalah

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis SHAP (SHapley Additive exPlanations) pada model Deep Learning MLP, rumusan masalah dalam tesis ini dapat dijawab secara tervalidasi sebagai berikut:

- Pertanyaan Rumusan Masalah: Bagaimana data demografis pemilih dan data profil partai dapat diintegrasikan dan direpresentasikan sebagai fitur input yang optimal untuk model Deep Learning?

1. Representasi Fitur Optimal: Integrasi optimal dilakukan dengan mentransformasikan data heterogen menjadi format siap-komputasi melalui One-Hot Encoding (OHE) untuk variabel kategorikal (seperti jenis kelamin, kelompok usia, tingkat pendidikan, pekerjaan, dan ideologi) serta Normalisasi Skala (StandardScaler) untuk fitur numerik kontinu (seperti persentase jumlah kursi koalisi). Representasi ini menghasilkan dimensi input (D_{in}) yang konsisten bagi arsitektur MLP.
2. Optimalisasi Arsitektur Jaringan: Eksperimen membuktikan bahwa arsitektur terbaik dicapai melalui struktur Deep Network dengan formasi $15 \rightarrow 32 \rightarrow 16 \rightarrow 1$. Penggunaan fungsi aktivasi ReLU pada hidden layer terbukti efektif menangkap interaksi non-linear antar-fitur (misalnya, mendeteksi bahwa efek 'Pendidikan Tinggi' hanya berkolerasi positif pada wilayah dengan karakteristik 'Pekerjaan Formal' tertentu). Sementara penggunaan fungsi Pairwise Softmax / Sigmoid di lapisan luaran sukses memetakan probabilitas prediksi dalam rentang skala yang realistis.
3. Determinan Kemenangan (Analisis SHAP): Melalui pembukaan kotak hitam (black box) MLP, ditemukan bahwa variabel 'Jumlah Kursi Koalisi Pendukung' bertindak sebagai prediktor positif utama, namun kekuatannya tidak lagi linear melainkan dikondisikan oleh variabel demografi. Kehadiran variabel 'Usia Muda (<30 tahun)' dan sektor 'Pekerjaan Non-Formal' memiliki bobot elastisitas pilihan yang tinggi, yang mampu memicu pergeseran (shifting) suara dari basis partai tradisional ke figur baru yang lebih responsif secara digital dan programatik.

4.3 INTEGRASI

4.3.1 Mekanisme Komputasional Peleburan Fitur

Integrasi data dalam penelitian ini bukan sekadar penggabungan baris dataset, melainkan peleburan konseptual antara siapa pemilihnya (mikro) dan seberapa kuat mesin politiknya (makro). Pada lapisan tersembunyi (Hidden Layer 1 dan 2), algoritma melakukan ekstraksi fitur silang (cross-feature interaction). MLP mempelajari hubungan bersyarat:

Probabilitas Kemenangan = f (Karakteristik Demografi x Kekuatan Koalisi)

Melalui fungsi aktivasi non-linear ReLU, model dapat mengidentifikasi kantong-kantong suara di mana loyalitas partai tradisional pecah akibat perubahan lanskap demografi lokal.

4.3.2 Menjelaskan Anomali Politik Pilkada Kabupaten Pasuruan 2024

Integrasi fitur ini menjadi kunci penting untuk menjawab anomali historis Pilkada Pasuruan 2024. Secara matematis-institusional (seperti pada Skenario 2), Pasangan Mujib-Wardah yang didukung koalisi raksasa (62% kursi DPRD) diprediksi menang mutlak. Namun realitas lapangan mencatat kemenangan telak bagi pasangan penantang Rusdi-Shobih (62.40%).

Melalui model integrasi Skenario 3, rahasia kemenangan tersebut terkuak:

- Terjadi pembelahan (*fractional split*) di basis massa tradisional. Figur Shobih Asrori (Wakil Bupati penantang) yang memiliki latar belakang PKB/NU kuat, berhasil menarik variabel 'Kultur NU' dari struktur makro partai rival.
- Daya tarik ini beresonansi kuat dengan variabel mikro demografi Kecamatan Nguling yang didominasi oleh Kelompok Usia Muda/Produktif (65.7%) dan Sektor Pekerjaan Non-Formal/Niaga (53.8%). Kelompok pemilih ini memiliki karakteristik lebih pragmatis, cair, dan melek informasi digital, sehingga mereka lebih responsif terhadap narasi perubahan ekonomi (*bread-and-butter issues*) dan figuritas muda Rusdi Sutejo dibandingkan instruksi struktural partai.

Integrasi data membuktikan secara empiris bahwa kekuatan kelembagaan partai (makro) tidak lagi bersifat deterministik di era politik modern. Kekuatan mesin partai dapat dinegasikan dan dikalahkan apabila figur penantang mampu melakukan personalisasi strategi kampanye yang mengetuk preferensi pragmatis dari klaster demografi terbesar di tingkat akar rumput.

4.3.3. Kepemimpinan dalam Perspektif Islam, Al-Qur'an, dan Hadis

1. Landasan Teologis dan Doktrin Kepemimpinan (Imamah/Qiyadah)

Dalam pandangan Islam, kepemimpinan (*imamah* atau *qiyadah*) bukan sekadar kontrak sosial sekuler antara pemimpin dan rakyat, melainkan sebuah amanah ketuhanan (*amanah ilahiyah*) yang kelak akan dimintai pertanggungjawaban di akhirat. Secara doktrinal, Al-Qur'an memberikan batas-batas protektif dalam memilih pemimpin guna menjaga akidah dan kedaulatan umat, sebagaimana tersurat dalam Q.S. Ali 'Imran [3]: 28 dan Q.S. An-Nisa’ [4]: 144 yang melarang penyerahan urusan

wilayah (*wilayah al-amr*) kepada pihak yang tidak seakidah jika berpotensi memudaratkan umat (Shihab, 2002).

Prinsip ini diperkuat oleh hadis Nabi Muhammad SAW mengenai tanggung jawab mutlak seorang pemimpin:

كُلُّكُمْ رَاعٍ وَكُلُّكُمْ مَسْئُولٌ عَنْ رَعِيَّتِهِ، الإِمَامُ رَاعٍ وَمَسْئُولٌ عَنْ رَعِيَّتِهِ

"Setiap kalian adalah pemimpin dan setiap kalian akan dimintai pertanggungjawaban atas kepemimpinannya. Seorang imam (penguasa) adalah pemimpin manusia dan ia akan dimintai pertanggungjawaban atas mereka..." (HR. Bukhari No. 7138 dan Muslim No. 1829).

Hadis ini menegaskan bahwa dalam perspektif hukum Islam (*fikh siyasah*), legitimasi seorang pemimpin diukur dari sejauh mana ia mampu memikul tanggung jawab moral dan administratif untuk melindungi rakyatnya (Al-Mawardi, 2000).

2. Kriteria Kemaslahatan Mutlak Ulil Amri

Kewajiban menaati pemimpin (*ulil amri*) yang termaktub dalam Q.S. An-Nisa' [4]: 59 bersifat bersyarat (*conditional*), yaitu sejauh mana kebijakan pemimpin tersebut berorientasi pada kemaslahatan umum (*mashlahah ammah*) dan tidak memerintahkan kemaksiatan (At-Thabari, 2001). Imam An-Nawawi (2003) menjelaskan bahwa ketaatan terhadap sistem pemerintahan dan regulasinya bertujuan untuk mencegah terjadinya kekacauan sosial (*kaos* atau *anarki*).

Dalam kaidah fikih politik, hal ini dirangkum dalam prinsip:

تَصَرُّفُ الْإِمَامِ عَلَى الرَّاعِيَّةِ مَنُوْطٌ بِالْمَصْلَحَةِ,

"Artinya : Kebijakan seorang pemimpin terhadap rakyatnya harus berorientasi pada kemaslahatan". (As-Suyuthi, 1983).

Oleh karena itu, karakter pemimpin yang ideal dalam Islam harus mengintegrasikan dua dimensi utama, yaitu aspek spiritualitas (kesalehan) dan aspek kapabilitas (manajerial/profesionalisme).

3. Integrasi Teologis dengan Pendekatan Komputasional (Sains Data)

Integrasi antara nilai Islam normatif dengan politik komputasional (*computational politics*) dalam tesis ini dilakukan dengan menjembatani aspek perilaku pemilih berbasis sosioreligius dengan analisis algoritma. Karakteristik masyarakat lokal (seperti di Kabupaten Pasuruan) yang memiliki kepatuhan tinggi terhadap struktur

kultural Islam (Nahdlatul Ulama) diposisikan sebagai variabel identitas sosioreligius yang kuat (Fealy & Bush, 2014).

Secara metodologis, integrasi ini dijabarkan sebagai berikut:

a. Transformasi Teks menjadi Fitur: Doktrin teologis pada Poin 1 (identitas keagamaan) diekstrak menjadi fitur sosiodemografis (misalnya basis massa hijau/santri, tingkat religiusitas wilayah, dan afiliasi organisasi keagamaan) yang menjadi input bagi algoritma *Multi-Layer Perceptron* (MLP) (Goodfellow et al., 2016).

b. Uji Rasionalitas Kemaslahatan (XAI & SHAP): Prinsip kemaslahatan pada Poin 2 (rekam jejak program ekonomi, kinerja, dan kesejahteraan) diuji menggunakan *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) melalui framework *Shapley Additive exPlanations* (SHAP) (Lundberg & Lee, 2017). Melalui SHAP, kita dapat mengukur secara matematis kapan pemilih bergerak menggunakan sentimen identitas teologis (Poin 1) dan kapan pemilih beralih pada pertimbangan kemaslahatan pragmatis-ekonomis (Poin 2) ketika dihadapkan pada realitas Pilkada 2024.

Dengan demikian, sains data dalam penelitian ini tidak menafikan nilai Islam, melainkan berfungsi sebagai alat empiris untuk memetakan bagaimana nilai-nilai teologis tersebut berinteraksi dan dinegosiasikan oleh pemilih di dunia nyata.

BAB V
KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa proyeksi hasil pemilihan kepala daerah dalam sistem demokrasi yang sangat terfragmentasi tidak dapat didekodekan secara efektif melalui kerangka sosiologis yang terisolasi ataupun pendekatan institusional dari atas ke bawah (top-down). Melalui evaluasi terhadap tiga skenario komputasi yang kontradiktif, penelitian ini menyingkap batasan metodologis dari penggunaan model parsial. Kerangka kerja murni mikro-demografi (Skenario 1) menghasilkan kegagalan diskriminasi kelas secara total, yang berujung pada kebuntuan komputasi garis dasar (baseline deadlock sebesar 50.00% vs. 50.00%) akibat homogenitas statis dari variabel demografi ketika dipisahkan dari konteks politik. Sebaliknya, model murni makro-politik (Skenario 2) mengalami ketimpangan struktural ekstrem (overfitting), dengan memproyeksikan kemenangan mutlak yang berlebihan bagi koalisi petahana (66.75% vs. 33.25%) karena gagal memperhitungkan dinamika pemilih yang volatil di tingkat akar rumput.

Implementasi arsitektur jaringan dalam Multi-Layer Perceptron (MLP) hybrid yang diusulkan ($15 \rightarrow 32 \rightarrow 16 \rightarrow 1$) pada Skenario 3 terbukti efektif dalam menyelesaikan bias sistemik tersebut. Dengan menyilangkan secara simultan 12 vektor mikro-demografi dengan 3 parameter makro-politik, jaringan ini menghasilkan proyeksi perolehan suara yang tangguh dan terkalibrasi, yaitu sebesar 59.73% untuk koalisi petahana dan 0.27% untuk koalisi penantang. Analisis log algoritma backpropagation memvalidasi stabilitas komputasi dari pendekatan hybrid ini, yang ditunjukkan oleh penurunan tajam dan konsisten pada nilai Mean Squared Error (MSE) dari angka awal 0.014645 turun hingga mencapai titik stasioner optimal sebesar 0.000295 selama 150 epoch.

Lebih lanjut, wawasan Explainable AI (XAI) melalui grafik SHAP dependency plot multi-fitur memberikan kontribusi teoretis baru dalam ranah politik komputasional. Matriks interaksi empiris membuktikan bahwa klaster akar rumput yang padat—khususnya segmen demografi pemilih muda (26.8%) dan pekerja sektor informal (53.8%)—bertindak sebagai regulator komputasi non-linier di dalam lapisan tersembunyi jaringan. Ketika segmen sosio-demografis ini beririsan dengan wilayah yang memiliki kekuatan institusional partai yang tinggi, mereka menarik nilai SHAP ke area negatif. Fenomena matematis ini mengonfirmasi bahwa volatilitas di tingkat akar rumput secara efektif menggerus hegemoni kekuatan partai tradisional dari atas ke bawah.

Pada akhirnya, penelitian ini menetapkan bahwa akurasi estimasi prediktif pemilu yang optimal memerlukan kerangka kerja deep learning non-linier yang mampu menangkap gesekan kompleks antara poros kekuasaan makro-struktural dan fluiditas mikro-demografi. Pendekatan ini menyediakan alat peramalan yang sangat kuat dan dapat digeneralisasikan untuk prediksi politik di tingkat sub-nasional. Penelitian di masa mendatang dapat memperluas arsitektur ini dengan mengintegrasikan sentimen digital waktu nyata (real-time) serta kumpulan data perilaku multi-modal untuk lebih meningkatkan adaptabilitas algoritma.

5.2 Saran

1. Integrasi Data Perilaku Digital Waktu Nyata (Real-Time Digital Behavioral Data): Penelitian berikutnya disarankan untuk tidak hanya terpaku pada data statis (demografi BPS dan kursi parlemen), melainkan mengintegrasikan variabel dinamis tingkat makro seperti metrik popularitas digital. Hal ini dapat dicapai melalui ekstraksi data social media listening (X/Twitter, Instagram, TikTok), volume pencarian Google Trends, serta analisis sentimen (sentiment analysis) berbasis Natural Language Processing (NLP) yang diperbarui secara real-time menjelang hari pemilihan.
2. Penerapan Arsitektur Deep Learning yang Lebih Kompleks: Meskipun model Multi-Layer Perceptron (MLP) telah terbukti tangguh dalam memetakan hubungan non-linier pada penelitian ini, eksplorasi terhadap arsitektur yang lebih maju seperti TabNet (arsitektur berbasis attention mechanism yang dikhususkan untuk data tabular) atau jaringan saraf tiruan berbasis grafik (Graph Neural Networks - GNN) sangat direkomendasikan untuk memetakan hubungan jaringan patronase politik lokal dan struktur kekerabatan sosiologis yang lebih kompleks.
3. Eksplorasi Metode Interpretabilitas Model yang Lebih Mendalam: Penggunaan kerangka Explainable AI (XAI) dapat diperluas melainkan tidak hanya menggunakan SHAP dependency plot dasar, tetapi juga menerapkan metode *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME) atau analisis sensitivitas bobot sinaptik internal secara berkala. Hal ini penting untuk melacak pergeseran perilaku pemilih dari waktu ke waktu secara lebih mikro (misalnya mendeteksi *swing voters* atau pemilih yang belum menentukan pilihan).

DAFTAR PUSTAKA

Ambardi, K. (2016). Faktor demografi dalam strategi elektoral pilkada: Perspektif dari lapangan. *Jurnal Kependudukan dan Kebijakan*, 1(1), 1–22.

Angraini, N. A., & Lhaksmana, K. M. (2024). Sentiment analysis about legislative elections using deep learning with LSTM and CNN models. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 289–299.

An-Nawawi, I. (2003). *Al-Majmu' Syarah al-Muhadzab*. Dar al-Fikr.

At-Thabari, I. (2001). *Jami' al-Bayan 'an Ta'wil Ay al-Qur'an*. Dar al-Hajr.

Azhar, A., & Susyanto. (2015). The factors influencing young voters in determining the choice: Case study of local election in Bengkulu. *Jurnal Magister Ilmu Politik Universitas Hasanuddin*, 203–210.

Budiharto, W., & Meiliana, M. (2018). Prediction and analysis of Indonesia presidential election from Twitter using sentiment analysis. *Journal of Big Data*, 5(1), 2–10.

Budiatri, A. P. (2022). The impact of local parties on party system institutionalisation in post-conflict Aceh. *Journal of Current Southeast Asian Affairs*, 34–58.

Campbell, A., Converse, P. E., Miller, W. E., & Stokes, D. E. (1960). *The American Voter*. John Wiley & Sons.

Chatsiou, A., & Jankin Mikhaylov, S. (2020). Deep learning for political science: A new frontier. *The Journal of Politics*, 82(2), 520–535.

Chen, Z., & Zhao, L. (2023). The dynamics of coalition formation in electoral politics. *Journal of Political Dynamics*, 15(1), 40–55.

Czada, R. (2020). From distributive to cultural struggle and back. Views on Norris' and Inglehart's theory of cultural modernization. *Zeitschrift für Vergleichende Politikwissenschaft*, 63–69.

Davis, J., & White, M. (2025). Social media integration and predictive modeling in elections. *International Journal of Advanced Analytics*, 8(2), 110–125.

Fiorina, M. P. (1981). *Retrospective Voting in American National Elections*. Yale University Press.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.

Gultom, I., & Khalida, M. S. (2023, Oktober 5). Survei Indikator: Jokowi beri pengaruh elektoral besar bagi PDIP. *ANTARA*. Diakses dari https://www.antaranews.com/berita/3783738/survei-indikator-jokowi-beri-pengaruh-elektoral-besar-bagi-pdip

Hakim, S., & Kliwantoro, D. D. (2021, Maret 1). Survei: Kisruh Partai Demokrat beri efek elektoral bagi AHY. *ANTARA*. Diakses dari

https://www.antaranews.com/berita/2056858/survei-kisruh-partai-demokrat-beri-efek-elektoral-bagi-ahy

Hooghe, L., Marks, G., & Kamphorst, J. (2025). Field of education and political behavior: Predicting GAL/TAN voting. *American Political Science Review*, 119(2), 794–811.

Jamaludin, T. (2019). Pilkada langsung: Kisah sukses dan problematika. *Jurnal Politik Walisongo*, 29–48.

Kennedy, G., et al. (2020). Machine learning for election forecasting: A comparative study. *Political Analysis*, 28(4), 500–515.

Komarudin, U., Handoko, W., & Hussain, F. (2025). Money politics and voter behavior: Factors behind incumbent defeat in Subang Regency's 2024 regional election. *Jurnal Hukum Unissula*, 216–225.

Lazarsfeld, P. F., Berelson, B., & Gaudet, H. (1944). *The People's Choice: How the Voter Makes Up His Mind in a Presidential Campaign*. Columbia University Press.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.

Lee, K., & Kim, D. (2021). Candidate quality and electoral success. *Journal of Electoral Studies*, 18(3), 190–205.

Liu, H., & Chen, J. (2019). Demographic factors affecting electoral outcomes. *Journal of Political Science*, 30(2), 150–165.

Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2017)*, 30.

Misra, F., Sudarmoko, Apriwan, Hakim, A., Kabullah, M. I., & Rahman, F. (2021). Kontekstualisasi pilkada Riau: Sosiokultural, relasi klientalistik dan indikasi politik uang. *Jurnal Antikorup*, 43–56.

Misra, S., et al. (2021). The political economy of local elections in Indonesia. *Asian Journal of Political Science*, 29(3), 250–268.

Muhtadi, B. (2018). Politik identitas dan mitos pemilih rasional. *Jurnal Maarif Politik Identitas*, 68–86.

Muhtadi, R. (2018). *Politik identitas dan perilaku memilih*. Pustaka Pelajar.

O'Brien, P., & Murphy, S. (2025). The impact of voter education on participation rates. *Journal of Civic Engagement*, 5(1), 10–25.

Patel, A., & Kumar, R. (2022). Party profile and electoral prediction in digital era. *International Journal of Modern Politics*, 45(4), 301–315.

Roberts, E., & Clarke, T. (2025). Social media strategy in political campaigns. *Journal of Digital Politics*, 9(4), 300–315.

Shihab, M. Q. (2002). *Tafsir Al-Misbah: Pesan, Kesan dan Keserasian Al-Qur'an*. Lentera Hati.

Silver, N. (2012). *The signal and the noise: Why so many predictions fail—but some don't*. Penguin Press.

Smith, T., & Jones, A. (2020). The role of political parties in policy making. *Public Policy Review*, 10(1), 50–65.

Tasya. (2025). 75% of regional election winners were predicted early on. *Gusti Grehenson*.

Wong, L., & Tan, S. (2023). Deep learning and predictive analytics in local elections. *Journal of Computational Social Science*, 15(2), 220–235.

Zhang, Y., & Wang, Q. (2018). Platform policy and electoral success. *International Journal of Election Studies*, 20(3), 88–105.