



Integrasi IndoBERT dan NSGA-II untuk Penjadwalan HEMS Berbasis Preferensi Pengguna

Mareta Kurnia Sari*, Aryunto Soetedjo, Irmalia Suryani Faradisa

Fakultas Teknik, Program Studi Magister Teknik Elektro, Institut Teknologi Nasional Malang, Malang, Indonesia
Email: ^{1,*}maretakurniasari.92@email.com, ²aryunto@lecturer.itn.ac.id, ³irmalisa_suryani_faradisa@lecturer.itn.ac.id
Email Penulis Korespondensi: maretakurniasari.92@email.com

Abstrak—Peningkatan penggunaan perangkat berbasis *Internet of Things* (IoT) pada rumah pintar mendorong kebutuhan terhadap *Home Energy Management System* (HEMS) yang mampu melakukan penjadwalan energi secara optimal dan adaptif. Namun, sebagian besar sistem HEMS masih menggunakan parameter preferensi pengguna yang bersifat statis sehingga belum mampu memahami instruksi pengguna dalam bahasa alami. Penelitian ini mengusulkan integrasi IndoBERT dan *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) untuk menghasilkan penjadwalan perangkat HEMS berbasis preferensi pengguna Bahasa Indonesia. Metode penelitian dilakukan melalui ekstraksi preferensi pengguna menggunakan model IndoBERT *indobenchmark/indobert-base-p1* sebagai *Pre-trained Feature Extractor* untuk mengidentifikasi intent dan entitas berupa perangkat, waktu operasi, prioritas, fleksibilitas, serta kondisi lingkungan. Hasil ekstraksi kemudian dikonversi menjadi *preference vector*, *comfort weight*, dan *dynamic constraint* sebagai masukan optimasi NSGA-II. Untuk mengurangi dampak ketidakpastian hasil ekstraksi NLP, keluaran IndoBERT diproses menggunakan mekanisme pembobotan berbasis tingkat keyakinan (*confidence-based weighting*) sebelum digunakan dalam optimasi. Hasil evaluasi model IndoBERT menunjukkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebesar 70,49%, dengan validasi tingkat instruksi pengguna mencapai 93%. Integrasi IndoBERT–NSGA-II mampu menghasilkan penjadwalan HEMS yang mempertimbangkan efisiensi energi, pemanfaatan energi fotovoltaik, dan kenyamanan pengguna.

Kata Kunci: HEMS; IndoBERT; NSGA-II; Natural Language Processing; Penjadwalan Energi; Panel Surya; Pre-trained Feature Extractor

Abstract—The increasing use of Internet of Things (IoT) based devices in smart homes is driving the need for a Home Energy Management System (HEMS) capable of optimal and adaptive energy scheduling. However, most HEMS systems still use statistical user preference parameters, thus lacking the ability to understand natural language user instructions. This research proposes the integration of IndoBERT and the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) to generate HEMS device scheduling based on Indonesian language user preferences. The research method utilizes user preferences using the IndoBERT *indobenchmark/indobert-base-p1* model as a pre-trained feature extractor to identify intents and entities such as devices, operating times, priorities, reminders, and environmental conditions. The extracted results are then converted into preference vectors, comfort weights, and dynamic constraints as a modification of the NSGA-II optimization. To mitigate the impact of friction in the NLP extraction results, the IndoBERT output is processed using a confidence-based weighting mechanism before being used in optimization. The IndoBERT model evaluation results showed Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score values of 70.49%, with user-level validation reaching 93%. The IndoBERT–NSGA-II integration was able to produce HEMS scheduling that considers energy efficiency, photovoltaic energy utilization, and user comforts.

Keywords: HEMS; IndoBERT; NSGA-II; Natural Language Processing; Energy Scheduling; Solar Panels; Pre-trained Feature Extractor

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi smart home dan Internet of Things (IoT) menyebabkan peningkatan jumlah perangkat rumah tangga yang terhubung secara digital sehingga memberikan kemudahan dalam melakukan pemantauan dan pengendalian penggunaan energi. Namun, peningkatan penggunaan perangkat elektronik juga menyebabkan konsumsi energi listrik rumah tangga semakin meningkat. Kondisi tersebut mendorong kebutuhan terhadap sistem pengelolaan energi yang mampu melakukan pengaturan konsumsi listrik secara efisien, salah satunya melalui penerapan Home Energy Management System (HEMS). HEMS merupakan sistem yang dirancang untuk melakukan pemantauan, pengendalian, serta penjadwalan perangkat rumah tangga dengan mempertimbangkan ketersediaan energi, pola konsumsi, dan kebutuhan pengguna [1].

Pada sistem HEMS modern, integrasi sumber energi terbarukan seperti panel surya (photovoltaic/PV) menjadi salah satu pendekatan yang banyak dikembangkan untuk mengurangi ketergantungan terhadap jaringan listrik utama (grid). Namun, karakteristik energi surya yang bersifat intermiten menyebabkan ketersediaan energi tidak selalu stabil karena dipengaruhi oleh waktu dan kondisi cuaca. Oleh karena itu, sistem HEMS membutuhkan strategi penjadwalan yang mampu menyesuaikan operasi perangkat rumah tangga dengan kondisi energi yang tersedia sehingga pemanfaatan energi terbarukan dapat dilakukan secara optimal [1], [2].

Berbagai penelitian telah mengembangkan metode optimasi pada HEMS untuk meningkatkan efisiensi penggunaan energi. Pendekatan berbasis kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) mulai banyak digunakan karena mampu menangani permasalahan kompleks dalam pengelolaan energi rumah tangga. Alayed et al. mengembangkan pendekatan berbasis Artificial Neural Network untuk meningkatkan penghematan energi pada sistem smart home. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode berbasis AI mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam melakukan prediksi dan pengambilan keputusan energi [2]. Namun, pendekatan tersebut masih berfokus pada optimasi konsumsi energi dan belum mempertimbangkan kemampuan sistem dalam memahami preferensi pengguna secara langsung.

Selain pendekatan berbasis AI, algoritma optimasi multiobjektif juga banyak diterapkan pada permasalahan penjadwalan HEMS. Hal ini disebabkan karena pengelolaan energi rumah tangga memiliki beberapa tujuan yang harus dipertimbangkan secara bersamaan, seperti minimasi biaya listrik, pengurangan energi impor dari jaringan, serta mempertahankan kenyamanan pengguna. Varghese et al. melakukan kajian terhadap berbagai algoritma optimasi yang digunakan dalam HEMS dan menunjukkan bahwa algoritma evolusioner seperti Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) memiliki kemampuan yang baik dalam menyelesaikan permasalahan optimasi multiobjektif [3]. Cordeiro-Costas et al. menerapkan NSGA-II pada sistem manajemen energi bangunan dengan memanfaatkan hasil prediksi energi untuk menghasilkan strategi pengelolaan energi yang optimal [4]. Meskipun demikian, penelitian tersebut masih menggunakan parameter input yang telah ditentukan sebelumnya dan belum mempertimbangkan perubahan preferensi pengguna melalui bahasa alami.

Permasalahan lain dalam pengembangan HEMS adalah bagaimana sistem dapat memahami kebutuhan pengguna secara lebih fleksibel. Pada penggunaan sehari-hari, pengguna tidak selalu memberikan pengaturan dalam bentuk parameter numerik, tetapi menggunakan instruksi bahasa alami seperti “nyalakan AC malam hari”, “prioritaskan mesin cuci saat matahari cerah”, atau “sesuaikan penggunaan listrik ketika hujan”. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang mampu menerjemahkan instruksi pengguna menjadi parameter yang dapat diproses oleh sistem optimasi.

Perkembangan Natural Language Processing (NLP) berbasis Transformer memberikan peluang dalam menyelesaikan permasalahan tersebut. Salah satu model NLP yang dikembangkan untuk bahasa Indonesia adalah IndoBERT. Koto et al. memperkenalkan IndoBERT sebagai model pre-trained language model yang dilatih menggunakan korpus bahasa Indonesia dan mampu meningkatkan performa berbagai tugas NLP bahasa Indonesia [5]. Sebastian et al. menunjukkan bahwa model BERT dapat diterapkan untuk pemrosesan bahasa Indonesia dengan kemampuan memahami konteks kalimat dibandingkan metode berbasis keyword matching [6]. Selain itu, penelitian Anggraeni et al. menunjukkan bahwa kombinasi model berbasis BERT mampu meningkatkan kemampuan klasifikasi teks bahasa Indonesia [7]. Perkembangan tersebut menunjukkan bahwa IndoBERT memiliki potensi untuk digunakan sebagai modul ekstraksi informasi dari instruksi pengguna pada sistem berbasis energi. Pada penelitian ini menggunakan model IndoBERT indobenchmark/indobert-base-p1 sebagai Pre-trained Feature Extractor untuk mengidentifikasi intent dan entitas berupa perangkat, waktu operasi, prioritas, fleksibilitas, serta kondisi lingkungan. Meskipun berbagai penelitian mengenai HEMS, optimasi energi, dan NLP Bahasa Indonesia telah berkembang, masih terdapat keterbatasan dalam integrasi antara pemahaman bahasa alami dan optimasi penjadwalan energi. Penelitian HEMS sebelumnya umumnya telah mampu melakukan optimasi konsumsi energi menggunakan berbagai algoritma, tetapi preferensi pengguna masih dimasukkan secara statis melalui konfigurasi manual [1], [3]. Di sisi lain, penelitian NLP berbasis IndoBERT telah menunjukkan kemampuan dalam memahami teks Bahasa Indonesia, tetapi sebagian besar penerapannya masih terbatas pada klasifikasi teks dan belum digunakan sebagai masukan dinamis pada sistem manajemen energi [5], [7].

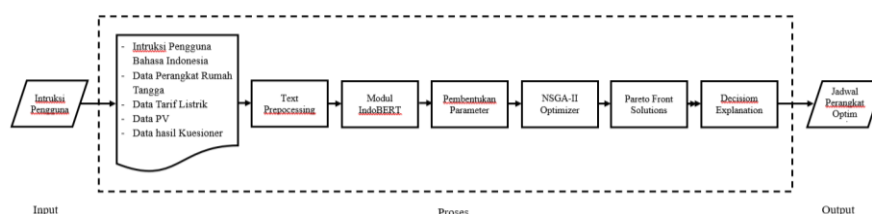
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan integrasi IndoBERT dan NSGA-II pada sistem HEMS berbasis preferensi pengguna dalam Bahasa Indonesia. Output IndoBERT tidak digunakan secara langsung sebagai batasan optimasi, tetapi dikonversi menjadi parameter terstruktur berupa preference vector, comfort weight, dan dynamic constraint melalui mekanisme pembobotan tingkat keyakinan (confidence-based weighting). Parameter tersebut kemudian digunakan oleh NSGA-II untuk menghasilkan solusi penjadwalan perangkat yang mempertimbangkan efisiensi energi, pemanfaatan energi fotovoltaik, dan kenyamanan pengguna.

2. METODOLOGI PENELITIAN

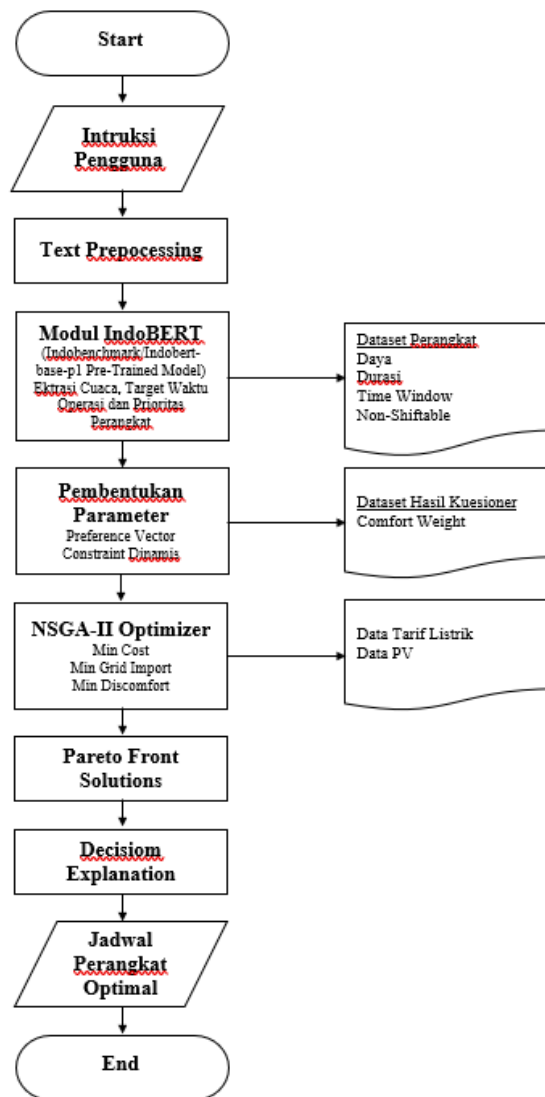
2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen berbasis simulasi untuk mengembangkan model Home Energy Management System (HEMS) yang mampu memahami preferensi pengguna dalam bahasa Indonesia dan menghasilkan penjadwalan perangkat rumah tangga secara optimal. Model yang diusulkan mengintegrasikan IndoBERT sebagai modul Natural Language Processing (NLP) dan Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) sebagai algoritma optimasi multiobjektif. Integrasi kedua metode tersebut memungkinkan sistem tidak hanya melakukan optimasi konsumsi energi, tetapi juga mengakomodasi preferensi pengguna yang disampaikan melalui bahasa alami sehingga keputusan penjadwalan menjadi lebih adaptif terhadap kebutuhan penghuni rumah.

Secara umum penelitian terdiri atas empat tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pemodelan preferensi menggunakan IndoBERT, optimasi penjadwalan menggunakan NSGA-II, dan evaluasi hasil optimasi. Arsitektur sistem yang di usulkan pada gambar 1 dan alur penelitian yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 1. Arsitektur Sistem



Gambar 2. Alur Penelitian

Arsitektur sistem yang diusulkan dirancang untuk mengintegrasikan pemodelan preferensi pengguna berbasis NLP menggunakan IndoBERT dengan algoritma optimasi multiobjektif NSGA-II dalam konteks HEMS.

2.1.1 Input Sistem

Bagian input merupakan sumber data awal yang digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan oleh sistem HEMS. Pada penelitian ini, input sistem terdiri dari beberapa jenis data sebagai berikut.

- Instruksi Pengguna Bahasa Indonesia
- Data Perangkat Rumah Tangga
- Data Tarif Listrik
- Data PV (Photovoltaic)
- Data Hasil Kuesioner Pengguna

2.1.2 Proses Sistem

- Text Preprocessing

Tahap pertama dalam proses sistem adalah Text Preprocessing. Tahap ini bertujuan untuk mempersiapkan instruksi pengguna sebelum masuk ke model IndoBERT. Sebelum diproses oleh model IndoBERT, teks preferensi melalui tahapan preprocessing sebagai berikut:

- Text Cleaning & Case folding:
 - Mengubah seluruh teks menjadi lowercase atau huruf kecil.
 - Menghapus whitespace atau karakter kosong berlebih.
 - Mempertahankan karakter angka, karena merepresentasikan preferensi waktu yang esensial bagi sistem penjadwalan.
- Tokenization (WordPiece):



Memecah teks menggunakan tokenizer bawaan IndoBERT. Metode ini tidak menghilangkan stopword atau mengubah kata menjadi kata dasar (stemming), melainkan mempertahankan struktur gramatikal asli agar mekanisme atensi pada Transformer tidak kehilangan konteks kalimat. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan kompatibilitas input dengan arsitektur model tanpa merusak informasi preferensi.

b. Modul Indobert

Preference modeling layer berfungsi untuk mengubah instruksi pengguna dari bahasa alami menjadi parameter terstruktur. IndoBERT digunakan karena mampu memahami konteks bahasa Indonesia secara lebih baik dibandingkan metode berbasis kata kunci sederhana. Dalam penelitian ini, IndoBERT (indobenchmark/indobert-base-p1) berperan sebagai Pre-trained Feature Extractor yang digunakan untuk memahami instruksi pengguna dalam bentuk bahasa alami (natural language) dan mengekstraksi informasi penting yang diperlukan oleh sistem optimasi penjadwalan energi rumah tangga. Pre-trained Feature Extractor merupakan model pembelajaran mesin yang telah melalui proses pelatihan awal menggunakan dataset berskala besar untuk memperoleh representasi fitur dari suatu data. Fitur yang dihasilkan kemudian digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi untuk memperoleh hasil prediksi. Pada penelitian ini, IndoBERT digunakan untuk dua proses utama:

1. Intent classification

Intent classification digunakan untuk mengenali maksud utama dari instruksi pengguna.

2. Entity extraction

Entity extraction digunakan untuk mengambil informasi penting dari instruksi pengguna.

c. Pembentukan Parameter

Hasil keluaran IndoBERT selanjutnya diproses untuk menghasilkan parameter numerik terstruktur yang akan digunakan oleh NSGA-II. Parameter yang diekstraksi meliputi:

1. Bobot Kenyamanan (Comfort Weight)

- Mencerminkan tingkat kepentingan kenyamanan bagi pengguna
- Direpresentasikan dalam rentang nilai [0–1]

2. Preferensi Waktu Operasional

- Interval waktu yang diinginkan atau dihindari
- Dinyatakan dalam bentuk batasan waktu diskret

3. Prioritas Perangkat

- Skor prioritas relatif antar perangkat
- Digunakan dalam fungsi objektif kenyamanan

4. Tingkat Fleksibilitas

- Kemampuan perangkat untuk ditunda
- Mempengaruhi ruang solusi optimasi

d. NSGA-II Optimizer

Parameter hasil pembentukan sebelumnya digunakan sebagai masukan pada tahap optimasi menggunakan NSGA-II. NSGA-II digunakan karena permasalahan penjadwalan perangkat HEMS merupakan permasalahan optimasi multiobjektif yang melibatkan beberapa tujuan yang harus dipertimbangkan secara bersamaan. Dalam penelitian ini, NSGA-II melakukan optimasi terhadap beberapa fungsi objektif, yaitu:

1. Minimize Cost

Tujuan pertama adalah meminimalkan biaya energi listrik. Optimasi dilakukan dengan mempertimbangkan variasi tarif listrik berdasarkan waktu penggunaan perangkat sehingga sistem dapat menentukan waktu operasi yang memiliki biaya energi lebih rendah.

2. Minimize Grid Import

Tujuan kedua adalah mengurangi konsumsi energi yang berasal dari jaringan listrik. Sistem berusaha meningkatkan pemanfaatan energi lokal dari photovoltaic (PV), terutama pada periode ketika energi PV tersedia.

3. Minimize Discomfort

Tujuan ketiga adalah meminimalkan tingkat ketidaknyamanan pengguna. Optimasi tidak hanya memindahkan operasi perangkat berdasarkan faktor energi, tetapi juga mempertimbangkan batas toleransi pengguna terhadap perubahan jadwal.

e. Pareto Front Solutions

Keluaran dari NSGA-II berupa kumpulan solusi optimal yang disebut Pareto Front Solutions. Solusi Pareto menunjukkan berbagai alternatif jadwal operasi perangkat yang memiliki kombinasi berbeda antara:

- Efisiensi biaya,
- Pengurangan energi jaringan,
- Dan tingkat kenyamanan pengguna.

Tahap ini memberikan fleksibilitas bagi sistem untuk memilih solusi terbaik sesuai dengan kebutuhan pengguna.

f. Decision Explanation

Tahap terakhir dalam proses adalah Decision Explanation. Tahap ini memberikan interpretasi terhadap hasil optimasi yang diperoleh. Decision Explanation menjelaskan alasan sistem memilih suatu jadwal operasi tertentu berdasarkan:

- kondisi energi PV,
- tarif listrik,



3. preferensi pengguna,
4. serta tingkat kenyamanan.

Dengan adanya modul ini, sistem menjadi lebih transparan dan mudah dipahami oleh pengguna.

2.1.3 Output Sistem

Hasil optimasi berupa:

- a. Jadwal operasional perangkat listrik rumah tangga
- b. Pengaturan waktu dan durasi penggunaan
- c. Kombinasi penghematan dan kenyamanan yang optimal

Jadwal ini siap diterapkan oleh sistem HEMS secara otomatis

2.2 Parameter Simulasi dan Evaluasi

Tabel 1. Parameter Utama Simulasi dan Optimasi

Parameter	Nomor
Jumlah perangkat	10
Interval penjadwalan	15
Batas daya grid	20
Tarif listrik	Rp1.444,70/kWh (flat-rate)
Profil PV	Default, cerah, hujan
Populasi NSGA-II	100 individu
Jumlah generasi	200
Crossover / Mutation	SBX 0,9 / Polynomial 0,1

Untuk mengukur kinerja dan efektivitas dari integrasi sistem HEMS yang diusulkan, pengujian dibagi menjadi dua tahap utama: evaluasi kinerja model bahasa (IndoBERT) dalam mengekstraksi preferensi, dan evaluasi algoritma optimasi multiobjektif (NSGA-II) dalam menghasilkan jadwal perangkat.

2.2.1 Evaluasi Kinerja IndoBERT

Pengujian pada model IndoBERT bertujuan untuk mengukur kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan dan mengekstraksi parameter preferensi pengguna dari instruksi bahasa Indonesia. Metrik yang digunakan meliputi : Accuracy, F1-score, precision, dan dukungan multikelas digunakan untuk mengevaluasi kinerja model Indo-BERT dalam berbagai skenario eksperimen.

- a. Akurasi (*Accuracy*): Merupakan rasio prediksi yang benar (positif dan negatif) terhadap keseluruhan data. Metrik ini menunjukkan tingkat kebenaran model secara umum.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

- b. Presisi (*Precision*): Merupakan rasio prediksi positif yang benar terhadap keseluruhan hasil yang diprediksi positif oleh model. Presisi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi parameter tanpa menyertakan kata yang salah.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

- c. Recall (*Sensitivitas*): Merupakan rasio prediksi positif yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data positif yang sebenarnya ada. Metrik ini mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh parameter preferensi pengguna tanpa ada bagian instruksi yang terlewat.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

- d. F1-Score: Merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall. Metrik ini sangat penting digunakan untuk mengevaluasi model pada dataset yang tidak seimbang (imbalanced dataset), guna memastikan model tidak bias dan seimbang dalam memprediksi kelas parameter dan non-parameter.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

2.2.2 Evaluasi Kinerja NSGA-II

Karena NSGA-II merupakan algoritma optimasi multiobjektif yang menghasilkan sekumpulan opsi solusi (Pareto Front), evaluasi tidak dapat dilakukan hanya dengan satu nilai tunggal. Kinerja algoritma diukur menggunakan empat indikator berikut:

- a. Indikator Hypervolume (HV): Mengukur volume ruang objektif yang dicakup oleh Pareto Front yang dihasilkan algoritma, dibatasi oleh sebuah titik referensi ekstrem. Nilai HV yang lebih besar menunjukkan kualitas solusi yang lebih baik secara konvergensi maupun keragaman opsi jadwal.

$$HV = volume(U_{i=1}^{|Q|} U_i) \quad (5)$$



- b. Spread Metric (Δ): Mengukur distribusi penyebaran solusi di sepanjang Pareto Front. Nilai penyebaran yang mendekati batas ideal mengindikasikan bahwa solusi jadwal yang dihasilkan tersebar secara merata, sehingga sistem mampu memberikan rentang opsi (dari yang sangat hemat hingga sangat nyaman) yang proporsional bagi pengguna.

$$\Delta = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{d_f + d_l + (N-1)\bar{d}} \quad (6)$$

- c. Generational Distance (GD): Mengukur jarak rata-rata secara matematis antara Pareto Front yang dihasilkan oleh algoritma dengan referensi True Pareto Front (titik optimal teoretis). Nilai GD yang semakin kecil menunjukkan bahwa jadwal yang dihasilkan semakin mendekati titik efisiensi dan kenyamanan yang paling sempurna.

$$GD = \sqrt{\sum_{i=1}^n d_i^2} \quad (7)$$

- d. Analisis Konvergensi (Convergence Analysis): Merupakan pengujian observasional untuk melihat tren peningkatan kualitas solusi dari generasi ke generasi selama NSGA-II dieksekusi. Analisis ini direpresentasikan secara grafis dengan memplot pergerakan metrik (seperti HV) terhadap jumlah iterasi/generasi. Tujuannya adalah untuk menemukan titik konvergen yaitu di mana algoritma berhenti menemukan jadwal yang lebih baik secara signifikan sehingga waktu komputasi (computational cost) pada sistem HEMS dapat dibuat seefisien mungkin.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Ekstraksi Preferensi Menggunakan IndoBERT

Dataset instruksi bahasa Indonesia digunakan untuk menguji kemampuan model IndoBERT dalam memahami variasi kalimat pengguna. Instruksi mencakup konteks cuaca, waktu operasi, prioritas perangkat, dan kombinasi beberapa parameter. Contoh instruksi yang digunakan antara lain “Besok cuaca sangat cerah, optimalkan penggunaan PV”, “Nyalakan AC jam 8 malam, ini sangat penting”, serta “Besok siang hujan deras, tolong buat jadwal prioritaskan AC di siang hari”. Model memproses instruksi tersebut untuk menghasilkan kondisi cuaca, target waktu operasi, dan bobot prioritas perangkat.

Pada instruksi yang memuat informasi cuaca, sistem mampu memilih profil PV yang sesuai, yaitu default, cerah, atau hujan. Informasi ini penting karena produksi panel surya mengalami perubahan sepanjang hari dan berbeda pada setiap kondisi lingkungan. Pada instruksi waktu, sistem mampu mengubah ekspresi bahasa alami seperti “jam 8 malam”, “siang hari”, dan “jam 8 pagi” menjadi representasi numerik 20.00, 12.00, dan 08.00. Pada instruksi prioritas, kata seperti “prioritaskan” atau “sangat penting” digunakan untuk meningkatkan bobot perangkat sehingga pergeseran jadwal memperoleh penalti ketidaknyamanan yang lebih besar.

Hasil evaluasi otomatis menunjukkan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score masing-masing sebesar 70,49%. Selain itu, validasi manual pada tingkat instruksi menghasilkan akurasi 93,00% dari 500 instruksi yang dianotasi, dengan 465 instruksi dinyatakan benar dan 35 instruksi salah. Perbedaan kedua nilai tersebut tidak menunjukkan pertentangan karena unit evaluasinya berbeda. Validasi manual menilai satu instruksi secara keseluruhan, sedangkan evaluasi otomatis menilai parameter yang diekstraksi secara individual. Dengan demikian, sebuah instruksi dapat dinilai benar secara umum tetapi masih memiliki satu parameter yang tidak tepat pada evaluasi otomatis.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Modul Ekstraksi Preferensi IndoBERT

Metrik	Nilai
Validasi manual tingkat instruksi	93,00%
Accuracy	70,49%
Precision	70,49%
Recall	70,49%
F1-Score	70,49%

Nilai pada Tabel 1 menunjukkan bahwa modul ekstraksi mampu menerjemahkan sebagian besar instruksi pengguna menjadi informasi terstruktur yang dibutuhkan oleh HEMS. Meskipun demikian, nilai 70,49% pada tingkat parameter menunjukkan bahwa masih terdapat ruang peningkatan, terutama pada instruksi yang ambigu, kombinasi beberapa perangkat dalam satu kalimat, serta ekspresi waktu atau prioritas yang tidak eksplisit. Hasil ini juga menegaskan bahwa penggunaan model bahasa tidak hanya dinilai dari klasifikasi teks, tetapi dari ketepatan parameter yang benar-benar diteruskan ke modul optimasi.

3.2 Pembentukan Comfort Weight, Preference Vector, dan Constraint Dinamis

Data kuesioner menunjukkan bahwa aspek keheningan memiliki Comfort Weight tertinggi sebesar 0,857, diikuti suhu 0,834, pencahayaan 0,750, penjadwalan 0,748, dan penghematan energi 0,549. Hasil ini menunjukkan bahwa responden cenderung lebih mengutamakan kenyamanan lingkungan dibandingkan penghematan energi ketika kedua tujuan tersebut harus dipertimbangkan secara bersamaan. Nilai Comfort Weight kemudian dipetakan ke perangkat sesuai karakteristiknya. AC dan kipas menggunakan bobot aspek suhu, mesin cuci dan rice cooker menggunakan bobot

penjadwalan, sedangkan kulkas dan WiFi menggunakan bobot penghematan energi. Perangkat lain menggunakan bobot awal yang telah ditetapkan pada dataset.

Tahap berikutnya adalah pembentukan preference vector yang menggabungkan Comfort Weight, prioritas hasil IndoBERT, Priority Akhir, dan target waktu operasi. Sebagai contoh, ketika pengguna memberikan instruksi “Besok siang hujan deras, tolong buat jadwal prioritaskan AC di siang hari”, target AC berubah dari pukul 18.00 menjadi 12.00 dan prioritas akhirnya meningkat menjadi 0,900. Mesin cuci dapat berubah dari target awal 10.00 menjadi 08.00 dengan prioritas 0,800, sedangkan perangkat yang tidak memperoleh instruksi khusus mempertahankan target dan bobot awal.

Mekanisme tersebut membentuk dynamic constraint yang berbeda dari HEMS dengan parameter statis. Kondisi cuaca digunakan untuk memilih profil produksi PV, target waktu digunakan pada fungsi ketidaknyamanan, dan prioritas menentukan besarnya penalti apabila jadwal bergeser. Seluruh parameter tetap dikombinasikan dengan batas daya 2.200 W, durasi minimum, time window, dan klasifikasi perangkat. Dengan demikian, perubahan bahasa alami pengguna dapat memengaruhi model matematis optimasi secara otomatis tanpa menghilangkan batasan teknis sistem.

3.3 Hasil Optimasi Multiobjektif NSGA-II

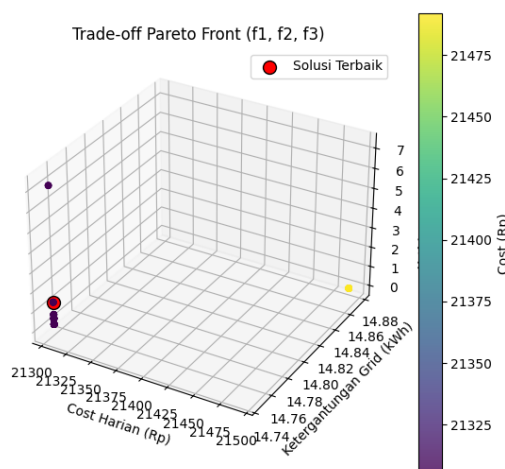
Algoritma NSGA-II dijalankan selama 200 generasi dengan ukuran populasi 100 individu. Setiap kandidat jadwal dievaluasi terhadap tiga fungsi objektif, yaitu biaya listrik, energi impor PLN, dan ketidaknyamanan pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma mampu menghasilkan 100 solusi non-dominan pada Pareto Front. Kumpulan solusi tersebut merepresentasikan beberapa alternatif jadwal dengan karakteristik berbeda, sehingga tidak terdapat satu solusi yang minimum untuk seluruh fungsi objektif secara bersamaan.

Pada skenario baseline diperoleh biaya listrik sebesar Rp21.304,70, energi impor dari jaringan PLN sebesar 14,75 kWh, dan nilai discomfort 1,43. Setelah parameter preferensi hasil IndoBERT dan kondisi energi diintegrasikan ke dalam optimasi, solusi kompromi menghasilkan biaya sebesar Rp12.067,29 dan energi impor 8,35 kWh. Penurunan biaya dan energi impor diikuti peningkatan discomfort menjadi 9,70. Kondisi ini menunjukkan trade-off utama penelitian, yaitu efisiensi energi yang lebih tinggi dapat memerlukan pergeseran jadwal beberapa perangkat dari waktu yang diinginkan pengguna.

Kualitas solusi juga dianalisis menggunakan metrik Pareto. Pada salah satu pengujian integrasi diperoleh Hypervolume 1,0272, Spread 1,2316, dan Generational Distance 0,0248. Nilai Generational Distance yang kecil menunjukkan bahwa solusi yang dihasilkan berada dekat dengan referensi Pareto yang digunakan pada simulasi, sedangkan Hypervolume dan Spread menunjukkan adanya cakupan serta keberagaman alternatif jadwal. Mekanisme non-dominated sorting dan crowding distance pada NSGA-II mempertahankan solusi dengan kualitas baik sekaligus menjaga penyebaran solusi selama proses evolusi.

Tabel 3. Perbandingan Hasil Baseline dan Skenario Integrasi IndoBERT dan NSGA-II

Parameter	Baseline	Integrasi
Biaya listrik	Rp21.304,70	Rp12.067,29
Grid Import	14,75 kWh	8,35 kWh
Discomfort	1,43	9,70
Jumlah solusi Pareto	100	100



Gambar 1. Pareto Front Hasil Optimasi NSGA-II

Gambar 3 memperlihatkan hubungan trade-off antar fungsi objektif. Solusi dengan biaya dan energi impor lebih rendah tidak selalu memberikan nilai kenyamanan terbaik, sedangkan solusi yang mempertahankan preferensi waktu secara ketat dapat meningkatkan ketergantungan terhadap jaringan PLN. Sistem kemudian memilih satu solusi kompromi menggunakan pseudo-weight agar keputusan tidak hanya berorientasi pada satu objektif.



3.4 Pemanfaatan Energi Panel Surya dan Decision Explanation

Salah satu tujuan utama sistem adalah meningkatkan pemanfaatan energi panel surya dalam penjadwalan HEMS. Dari total kebutuhan energi harian sebesar 17,32 kWh, energi panel surya yang dimanfaatkan mencapai 8,97 kWh atau sekitar 51,8%. Pada skenario integrasi, energi impor PLN sebesar 8,35 kWh. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma mengarahkan perangkat fleksibel untuk lebih banyak beroperasi pada periode ketika energi surya tersedia, namun tetap mempertimbangkan target waktu, prioritas, dan batasan perangkat. Karena sistem tidak menggunakan baterai, energi panel surya hanya dapat dimanfaatkan secara langsung pada saat energi tersebut dihasilkan.

Informasi cuaca hasil IndoBERT berfungsi sebagai pemilih profil PV. Pada kondisi cerah, sistem menggunakan profil produksi yang lebih tinggi dan dapat memusatkan sebagian beban pada periode puncak produksi. Pada kondisi hujan, profil daya PV diturunkan sehingga NSGA-II menghindari penjadwalan yang terlalu bergantung pada energi surya pada jam dengan ketersediaan rendah. Mekanisme ini menjadikan data cuaca bukan hanya informasi deskriptif, tetapi parameter dinamis yang memengaruhi keputusan optimasi.

Sistem juga menghasilkan decision explanation untuk menjelaskan alasan jadwal setiap perangkat. Sebagai contoh, target AC dapat bergeser dari 18.00 menjadi 17.00 apabila jadwal alternatif memberikan energi impor atau biaya yang lebih rendah tanpa melanggar batasan sistem. Mesin cuci dapat digeser menuju siang hari ketika potensi PV lebih tinggi, sedangkan kulkas dan WiFi dipertahankan karena bersifat non-shiftable. Kipas dapat tetap sesuai target apabila jadwal yang diminta tidak bertentangan dengan fungsi objektif maupun constraint. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa batas daya, time window, durasi minimum, dan aturan non-shiftable load tetap terpenuhi pada solusi yang dipilih.

Dibandingkan penelitian terdahulu, kontribusi utama penelitian ini terletak pada penghubung antara bahasa alami pengguna dan optimasi multiobjektif. Penelitian HEMS sebelumnya banyak berfokus pada optimasi energi, prediksi beban, atau pemilihan jadwal menggunakan AI dan metode evolusioner [1]-[8], [15]. Pada penelitian ini, IndoBERT digunakan untuk membentuk parameter yang secara langsung memengaruhi optimasi, sehingga preferensi tidak hanya berasal dari bobot tetap. Pendekatan ini memperluas fungsi NLP dari klasifikasi teks menjadi mekanisme pembentukan preference vector dan dynamic constraint pada sistem energi.

Hasil penelitian juga menunjukkan adanya keterbatasan. Pertama, nilai evaluasi otomatis IndoBERT pada tingkat parameter masih 70,49%, sehingga kesalahan ekstraksi dapat memengaruhi target waktu atau prioritas yang diteruskan ke NSGA-II. Kedua, simulasi menggunakan profil PV historis dan belum menggunakan data cuaca real-time. Ketiga, sistem belum melibatkan baterai penyimpanan energi, sehingga fleksibilitas pemanfaatan energi surya masih bergantung pada kesesuaian waktu antara produksi PV dan beban. Keempat, pengujian masih berada pada level simulasi dan belum diimplementasikan pada perangkat IoT, smart meter, inverter, atau infrastruktur smart home secara fisik. Dengan demikian, penelitian lanjutan dapat diarahkan pada peningkatan dataset instruksi, fine-tuning model NLP, integrasi prediksi cuaca real-time, penggunaan sistem penyimpanan energi, dan validasi pada rumah tinggal aktual.

Tabel 4. Ringkasan Pemanfaatan Energi Panel Surya

Parameter	Nilai
Total kebutuhan energi	17,32 kWh
Energi dari panel surya	8,97 kWh
Pemanfaatan panel surya	51,8%
Energi impor PLN pada skenario integrasi	8,35 kWh

3.5 Pemanfaatan Energi Panel Surya dan Decision Explanation

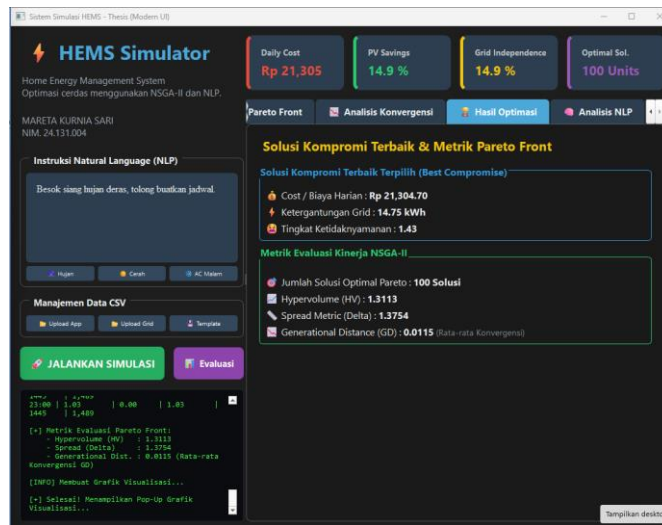
Pengujian akhir dilakukan terhadap keseluruhan alur integrasi mulai dari pemberian instruksi pengguna, ekstraksi preferensi, pembentukan parameter optimasi, hingga pemilihan jadwal. Seluruh tahapan yang diuji meliputi interpretasi instruksi bahasa Indonesia, identifikasi kondisi cuaca, identifikasi target waktu, identifikasi prioritas perangkat, pembentukan Comfort Weight, pembentukan preference vector, pembentukan dynamic constraint, optimasi menggunakan NSGA-II, pembentukan Pareto Front, serta decision explanation. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh tahapan tersebut dapat dijalankan secara berurutan tanpa memerlukan pengaturan manual ulang pada setiap perubahan instruksi.

Pada level sistem, IndoBERT berfungsi sebagai lapisan interpretasi yang menerjemahkan kebutuhan pengguna menjadi parameter yang dapat dibaca oleh algoritma optimasi. NSGA-II kemudian tidak menerima kalimat secara langsung, tetapi menerima target waktu, bobot prioritas, profil cuaca/PV, dan batasan operasional. Pemisahan fungsi ini penting karena kesalahan pada lapisan bahasa dapat dilacak sebelum proses optimasi, sedangkan keputusan penjadwalan tetap mengikuti fungsi objektif dan constraint teknis. Arsitektur tersebut juga membuat sistem lebih mudah dikembangkan karena modul NLP dan modul optimasi dapat diperbaiki secara terpisah.

Antarmuka simulasi menampilkan ringkasan biaya harian, persentase pemanfaatan PV, tingkat ketergantungan terhadap grid, jumlah solusi optimal, metrik Pareto, serta keluaran analisis NLP. Tampilan ini mendukung proses verifikasi karena pengguna dapat melihat perubahan parameter dan konsekuensinya terhadap hasil optimasi. Ketika instruksi diubah, sistem membentuk ulang parameter preferensi sebelum menjalankan evolusi NSGA-II, sehingga jadwal yang dihasilkan merepresentasikan kondisi masukan terbaru.

Secara fungsional, keberhasilan integrasi ditunjukkan oleh kemampuan sistem mempertahankan seluruh constraint sambil tetap menghasilkan kompromi antar tujuan. Perangkat non-shiftable tetap berada pada pola operasi yang

ditentukan, perangkat shiftable dapat digeser sesuai ruang fleksibilitas, dan batas daya grid tetap dipenuhi. Pada saat yang sama, perubahan preferensi seperti prioritas AC atau perubahan kondisi cuaca dapat memengaruhi solusi akhir. Hal ini menunjukkan bahwa adaptivitas sistem tidak hanya bersifat kosmetik pada antarmuka, tetapi benar-benar diteruskan ke proses pembentukan keputusan optimasi.



Gambar 2. Antarmuka Hasil Optimasi dan Evaluasi Sistem HEMS

Tabel 5. Contoh Ringkasan Decision Explanation Perangkat

Perangkat	Target User	Jadwal Optimasi	Status
AC	18:00	17:00	Terpenuhi sebagian
Mesin Cuci	12:00	14:00	Terpenuhi sebagian
Pompa Air	08:00	10:00	Terpenuhi sebagian
Kulkas	00:00	00:00	Terpenuhi
Kipas	21:00	21:00	Terpenuhi
Lampu Tidur	22:00	22:00	Terpenuhi

Tabel 5 memperlihatkan bahwa tidak seluruh target waktu harus dipenuhi secara identik untuk menghasilkan solusi terbaik. Perubahan jadwal pada perangkat shiftable merupakan konsekuensi dari pencarian kompromi antara biaya, energi impor, dan kenyamanan. Sebaliknya, perangkat non-shiftable atau jadwal yang tidak menimbulkan konflik dapat dipertahankan. Dengan adanya decision explanation, pengguna memperoleh alasan yang lebih transparan mengenai mengapa suatu perangkat dipindahkan atau dipertahankan, sehingga hasil optimasi lebih mudah dipahami dibandingkan sistem yang hanya menampilkan jadwal akhir.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menjawab tiga fokus penelitian. Pertama, instruksi bahasa Indonesia dapat diekstraksi menjadi kondisi cuaca, target waktu, dan prioritas yang relevan untuk HEMS. Kedua, parameter tersebut dapat dikonversi menjadi variabel numerik yang memengaruhi preference vector dan constraint dinamis. Ketiga, integrasi dengan data PV memungkinkan NSGA-II menghasilkan jadwal yang berubah mengikuti kondisi lingkungan dan preferensi pengguna. Temuan ini menunjukkan bahwa fungsi IndoBERT bukan sekadar memberikan label teks, tetapi menjadi lapisan penerjemah antara kebutuhan pengguna dan ruang solusi optimasi. Walaupun trade-off kenyamanan meningkat pada solusi yang lebih hemat energi, proses Pareto memberikan alternatif yang dapat dipilih sesuai orientasi pengguna. Karena itu, pendekatan integrasi memberikan dasar bagi pengembangan HEMS yang lebih human-centered, transparan, dan adaptif dibandingkan penjadwalan dengan parameter tetap.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian disimpulkan bahwa Proses ekstraksi dilakukan melalui tahapan preprocessing teks, pembentukan representasi semantik menggunakan IndoBERT, identifikasi konteks cuaca, pengenalan perangkat, ekstraksi target waktu, dan penentuan tingkat prioritas. Instruksi yang bersifat adaptif terhadap kondisi lingkungan dapat diterjemahkan menjadi profil cuaca default, cerah, atau hujan yang selanjutnya menentukan profil produksi panel surya dalam proses optimasi. Modul ekstraksi preferensi berbasis IndoBERT memperoleh akurasi validasi manual pada tingkat instruksi sebesar 93,00%. Sementara itu, evaluasi otomatis pada tingkat parameter menggunakan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score masing-masing menghasilkan nilai 70,49%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu memahami dan menerjemahkan sebagian besar instruksi pengguna menjadi informasi terstruktur yang dibutuhkan oleh HEMS. Parameter preferensi yang dihasilkan meliputi kondisi cuaca, nama perangkat, target waktu operasi, tingkat prioritas, Comfort Weight, Priority Akhir, dan profil produksi PV. Parameter tersebut digunakan untuk membentuk



preference vector serta fungsi ketidaknyamanan pengguna. Batasan yang digunakan meliputi kapasitas daya maksimum sebesar 2.200 W, time window atau waktu larangan operasi, durasi minimum perangkat, serta klasifikasi perangkat shiftable dan non-shiftable. Parameter dan batasan tersebut dapat berubah berdasarkan instruksi pengguna sehingga menjadi masukan dinamis bagi algoritma NSGA-II. Integrasi dirancang dengan menghubungkan hasil interpretasi bahasa alami dari modul IndoBERT dengan Comfort Weight, data perangkat, profil PV, dan constraint sistem. Seluruh parameter kemudian diproses oleh NSGA-II untuk menghasilkan sekumpulan solusi Pareto yang mempertimbangkan biaya listrik, energi impor PLN, dan ketidaknyamanan pengguna. Pada skenario usulan, sistem menghasilkan biaya sebesar Rp12.067,29 dan energi impor sebesar 8,35 kWh, lebih rendah dibandingkan baseline sebesar Rp21.304,70 dan 14,75 kWh. Dari kebutuhan energi sebesar 17,32 kWh, panel surya mampu memenuhi 8,97 kWh atau sekitar 51,8%. Dengan demikian, integrasi IndoBERT dan NSGA-II berhasil menghasilkan penjadwalan HEMS yang adaptif terhadap preferensi pengguna dan kondisi cuaca serta meningkatkan pemanfaatan energi panel surya secara otomatis.

REFERENCES

- [1] C. Y. Chang and P. F. Tsai, "Multiobjective Decision-Making Model for Power Scheduling Problem in Smart Homes," *Sustain.*, vol. 14, no. 19, 2022, doi: 10.3390/su141911867.
- [2] W. Alayed, A. Akhtar, W. Ul Hassan, and A. Zeeshan, "Maximizing energy savings in smart homes through artificial neural network-based artificial intelligence solutions," *Clean Energy*, vol. 9, no. 2, pp. 140–149, 2025, doi: 10.1093/ce/zkae113.
- [3] B. K. Varghese, N. Das, B. Ray, A. M. Mazid, I. Jahan, and M. Nur-E-Alam, "Optimisation algorithms used in home energy management systems: A review," *Energy Build.*, vol. 347, no. July, 2025, doi: 10.1016/j.enbuild.2025.116338.
- [4] M. Cordeiro-Costas, H. Labandeira-Pérez, D. Villanueva, R. Pérez-Orozco, and P. Eguía-Oller, "NSGA-II based short-term building energy management using optimal LSTM-MLP forecasts," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 159, no. June, 2024, doi: 10.1016/j.ijepes.2024.110070.
- [5] F. Koto, A. Rahimi, J. H. Lau, and T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP," *COLING 2020 - 28th Int. Conf. Comput. Linguist. Proc. Conf.*, pp. 757–770, 2020, doi: 10.18653/v1/2020.coling-main.66.
- [6] D. Sebastian, H. D. Purnomo, and I. Sembiring, "BERT for Natural Language Processing in Bahasa Indonesia," *2022 2nd Int. Conf. Intell. Cybern. Technol. Appl. ICICyTA 2022*, pp. 204–209, 2022, doi: 10.1109/ICICyTA57421.2022.10038230.
- [7] W. Anggraeni, M. F. A. Kusuma, E. Riksakomara, R. P. Wibowo, Pujiadi, and S. Sumpeno, "Combination of BERT and Hybrid CNN-LSTM Models for Indonesia Dengue Tweets Classification," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 813–826, 2024, doi: 10.22266/ijies2024.0229.68.
- [8] K. R. Chowdhary, *Fundamentals of artificial intelligence*. 2020. doi: 10.1007/978-81-322-3972-7.
- [9] B. Han, Y. Zahraoui, M. Mubin, S. Mekhilef, M. Seyedmahmoudian, and A. Stojcevski, "Home Energy Management Systems: A Review of the Concept, Architecture, and Scheduling Strategies," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 19999–20025, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3248502.
- [10] Kementerian Energi Sumber Daya Manusia Republik Indonesia, "Peraturan Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral tentang Tarif Tenaga Listrik - Nomor 7 Tahun 2024," no. 3, pp. 1–22, 2024.
- [11] R. El Abed, A. Hammoud, M. El-Gohary, and B. Taher, "Recent optimization methods and techniques in residential home energy management systems," *Results Eng.*, vol. 29, no. January, 2026, doi: 10.1016/j.rineng.2026.108974.
- [12] M. Razghandi, H. Zhou, M. Erol-Kantarci, and D. Turgut, "Smart Home Energy Management: VAE-GAN Synthetic Dataset Generator and Q-Learning," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 15, no. 2, pp. 1562–1573, 2024, doi: 10.1109/TSG.2023.3288824.
- [13] I. Rahimi, A. H. Gandomi, K. Deb, F. Chen, and M. R. Nikoo, "Scheduling by NSGA-II: Review and Bibliometric Analysis," *Processes*, vol. 10, no. 1, pp. 1–31, 2022, doi: 10.3390/pr10010098.
- [14] S. S. Salins, S. Kumar, and S. K. Bhat, "Smart HVAC optimization using machine learning and self-adaptive NSGA-II for energy-efficient thermal comfort," *Energy*, vol. 347, no. February, 2026, doi: 10.1016/j.energy.2026.140459.
- [15] G. Z. Nabillah, S. Y. Prasetyo, Z. N. Izdiyar, and A. S. Girsang, "ScienceDirect ScienceDirect 7th International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2022 BERT base model for toxic comment analysis on BERT base model for toxic comment analysis on Indonesian social media Indonesian social media," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 216, no. 2022, pp. 714–721, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.188>
- [16] A. S. Ekakristi, A. F. Wicaksono, and R. Mahendra, "Intermediate-task transfer learning for Indonesian NLP tasks," *Nat. Lang. Process. J.*, vol. 12, no. May, p. 100161, 2025, doi: 10.1016/j.nlp.2025.100161.
- [17] F. Koto, J. H. Lau, and T. Baldwin, "Liputan6: A Large-scale Indonesian Dataset for Text Summarization," *Proc. 1st Conf. Asia-Pacific Chapter Assoc. Comput. Linguist. 10th Int. Jt. Conf. Nat. Lang. Process. AACL-IJCNLP 2020*, no. 1, pp. 598–608, 2020, doi: 10.18653/v1/2020.aacl-main.60.
- [18] Akbar Nursya'banni Ardiyanto Aryuanto Soetedjo, I. S. Faradisa, and Irrine Budi Suslistiowati, "View of Optimization of Load Scheduling in Home Energy Management Systems with Hybrid Fuzzy GA.pdf," 2026.