



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2025) pp: 5472-5485

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

---

## Kesadaran Mahasiswa Ilmu Komputer terhadap Jejak Karbon Model AI Berbasis Transformer

Blessly Victory Deo Silaban<sup>1</sup>, Fernando Valens Junior Ginting<sup>2</sup>, Erikson Saragih<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara

<sup>3</sup>Departemen Linguistik, Fakultas Ilmu Budaya, Universitas Sumatera Utara

[blessylsilaban@gmail.com](mailto:blessylsilaban@gmail.com), [fernandovalensginting@gmail.com](mailto:fernandovalensginting@gmail.com), [eriksonsaragih@usu.ac.id](mailto:eriksonsaragih@usu.ac.id)

### Abstrak

Perkembangan pesat kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI), khususnya model berbasis Transformer, telah membawa perubahan signifikan dalam aktivitas akademik dan pengembangan teknologi. Di balik manfaat tersebut, proses pelatihan dan inferensi model AI skala besar membutuhkan konsumsi energi yang tinggi dan menghasilkan emisi karbon yang berdampak pada lingkungan. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur tingkat kesadaran mahasiswa Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara terhadap jejak karbon model AI berbasis Transformer serta menganalisis hubungan antara intensitas penggunaan AI dan kesadaran dampak lingkungan. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan desain korelasional. Sampel penelitian terdiri dari 193 mahasiswa aktif angkatan 2023, 2024, dan 2025 yang dipilih menggunakan teknik stratified random sampling. Data dikumpulkan melalui kuesioner skala Likert yang telah diuji validitas dan reliabilitasnya, kemudian dianalisis menggunakan uji Kruskal-Wallis, korelasi Spearman, dan regresi linear sederhana dengan bantuan perangkat lunak SPSS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat kesadaran mahasiswa terhadap dampak lingkungan AI berada pada kategori moderat dengan rata-rata 68,8% dari skor maksimum. Terdapat perbedaan kesadaran yang signifikan antar angkatan ( $H = 134,892$ ;  $p < 0,001$ ), di mana mahasiswa tingkat akhir memiliki tingkat kesadaran lebih tinggi. Selain itu, ditemukan korelasi positif yang sangat kuat antara intensitas penggunaan AI dan kesadaran dampak lingkungan ( $\rho = 0,938$ ;  $p < 0,001$ ). Temuan ini menegaskan pentingnya integrasi konsep Green AI dan keberlanjutan lingkungan dalam kurikulum Ilmu Komputer sejak tahap awal pendidikan.

*Kata kunci:* Model Transformer, Jejak Karbon, Kesadaran AI, Mahasiswa Ilmu Komputer, Keberlanjutan Lingkungan, Green AI

### 1. Latar Belakang

Krisis iklim global telah mendorong berbagai sektor untuk mengevaluasi kontribusi emisi karbon yang dihasilkan dari aktivitas operasionalnya, termasuk sektor teknologi informasi yang secara global diperkirakan menyumbang sekitar 2–4% dari total emisi gas rumah kaca. Dalam konteks ini, perkembangan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) menghadirkan paradoks keberlanjutan (sustainability), di mana AI memiliki potensi signifikan dalam mendukung mitigasi perubahan iklim melalui optimasi energi, analisis data lingkungan, dan prediksi cuaca, namun di sisi lain proses pelatihan dan penerapan model AI berskala besar justru menghasilkan konsumsi energi dan emisi karbon yang tidak kecil [6], [7].

Perkembangan pesat AI, khususnya dalam bidang pemrosesan bahasa natural, dipicu oleh diperkenalkannya arsitektur Transformer pada tahun 2017 yang sepenuhnya berbasis mekanisme attention [1]. Arsitektur ini menjadi fondasi bagi berbagai large language models (LLM) modern yang mampu mencapai performa tinggi dalam beragam aplikasi akademik dan industri. Namun, peningkatan kompleksitas dan skala model tersebut berbanding lurus dengan meningkatnya kebutuhan komputasi, sehingga menimbulkan dampak lingkungan yang semakin signifikan.

Sejumlah studi empiris menunjukkan bahwa pelatihan model Transformer berskala besar menghasilkan jejak karbon yang mengkhawatirkan. Strubell et al. melaporkan bahwa proses pelatihan model dengan neural architecture search dapat menghasilkan emisi karbon yang setara dengan emisi siklus hidup beberapa kendaraan bermotor [2]. Studi lain memperkirakan bahwa model BLOOM dengan 176 miliar parameter menghasilkan sekitar 25 ton CO<sub>2</sub> ekuivalen selama fase pelatihan [3], sementara pelatihan model GPT-3 diperkirakan menghasilkan

emisi hingga 502 ton CO<sub>2</sub> [4]. Selain fase pelatihan, tahap deployment dan inference pada penggunaan massal juga berkontribusi terhadap peningkatan konsumsi energi pusat data secara global [7].

Meskipun konsep Green AI telah diperkenalkan untuk menekankan pentingnya efisiensi energi dan tanggung jawab lingkungan dalam pengembangan AI [5], tingkat kesadaran pengguna akhir terhadap dampak lingkungan teknologi AI masih relatif rendah. Survei internasional menunjukkan bahwa hanya sebagian kecil praktisi AI yang secara konsisten mempertimbangkan efisiensi energi dalam desain dan penggunaan model [5]. Di Indonesia, mahasiswa ilmu komputer sebagai pengguna aktif berbagai tools berbasis AI seperti ChatGPT, GitHub Copilot, dan Claude, berpotensi memiliki peran strategis dalam membentuk praktik pengembangan AI di masa depan. Namun demikian, sejauh mana tingkat kesadaran mereka terhadap jejak karbon model AI yang digunakan dalam aktivitas akademik sehari-hari masih belum banyak dikaji secara empiris.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengukur tingkat kesadaran mahasiswa ilmu komputer Universitas Sumatera Utara terhadap jejak karbon model Transformer, menganalisis perbedaan tingkat kesadaran antar kohort mahasiswa, serta mengidentifikasi hubungan antara intensitas penggunaan AI dengan kesadaran dampak lingkungan. Urgensi penelitian ini terletak pada perlunya intervensi edukatif sejak dini untuk membentuk generasi computer scientists yang tidak hanya unggul secara teknis, tetapi juga memiliki kesadaran dan tanggung jawab terhadap keberlanjutan lingkungan dalam pengembangan dan pemanfaatan teknologi AI.

### 1.1 Permasalahan Penelitian

Mahasiswa ilmu komputer sebagai generasi penerus industri teknologi aktif memanfaatkan berbagai aplikasi AI (ChatGPT, GitHub Copilot, Claude) untuk menunjang aktivitas akademik. Namun, sejauh mana mereka memahami konsekuensi lingkungan dari penggunaan teknologi tersebut belum teridentifikasi. Riset ini mengajukan tiga pertanyaan fundamental:

1. Seberapa tinggi tingkat kepedulian mahasiswa ilmu komputer USU terhadap carbon footprint model Transformer?
2. Apakah terdapat disparitas kepedulian yang signifikan antar kohort mahasiswa?
3. Bagaimana relasi antara intensitas penggunaan AI dengan tingkat awareness lingkungan?

### 1.2 Tujuan Riset

Riset ini bertujuan mengukur baseline kesadaran ekologis mahasiswa ilmu komputer, mengidentifikasi determinan yang mempengaruhi awareness, serta merumuskan rekomendasi integrasi materi sustainability dalam kurikulum. Kontribusi primer adalah penyediaan bukti empiris pertama di Indonesia tentang value-action gap dalam pemanfaatan AI di kalangan mahasiswa, yang dapat menginformasikan pengembangan kurikulum berbasis green computing principles.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Jenis Penelitian

Dalam penelitian ini, kami menggunakan metodologi kuantitatif dengan elemen-elemen yang berkorelasi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menilai dan mengetahui seberapa besar dampak hubungan statistik yang muncul antara variabel intensitas penggunaan AI dan kesadaran dampak lingkungan para mahasiswa. Desain korelasional digunakan untuk mengidentifikasi kekuatan dan arah hubungan antarvariabel tanpa memberikan perlakuan atau manipulasi tertentu terhadap subjek penelitian [12], [13].

### 2.2 Waktu dan Tempat Penelitian

Pelaksanaan riset ini dilakukan di area Universitas Sumatera Utara, dengan fokus pada mahasiswa dari Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi. Kegiatan penelitian dilakukan selama periode waktu 15 Oktober 2025 hingga 30 Oktober 2025. Pengumpulan data primer dilaksanakan secara daring (online) melalui penyebaran tautan Google Form kepada grup WhatsApp mahasiswa Ilmu Komputer angkatan 2023, 2024, dan 2025. Metode daring dipilih untuk meningkatkan jangkauan responden serta efisiensi waktu dan biaya penelitian [13].

### 2.3 Populasi Penelitian

Populasi yang menjadi fokus dalam penelitian ini adalah seluruh mahasiswa yang terdaftar aktif di Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara. Populasi ini mencakup mahasiswa dari angkatan 2023, 2024, dan 2025 dengan total populasi sebesar  $N=500$ . Pemilihan populasi ini relevan karena mahasiswa pada umumnya memiliki tingkat aktivitas penggunaan AI dan kesadaran lingkungan yang beragam, menjadikannya objek analisis yang tepat untuk menguji hubungan antara intensitas penggunaan AI dan kesadaran dampak lingkungan.

### 2.4 Teknik Pengambilan Sampel

Penentuan jumlah sampel dilakukan menggunakan rumus Slovin untuk memperoleh ukuran sampel yang representatif dengan tingkat kesalahan (margin of error) sebesar 7%. Rumus Slovin banyak digunakan dalam penelitian kuantitatif dengan populasi terbatas karena kesederhanaan dan kemudahannya dalam menentukan ukuran sampel minimum [13], [14].

$$n = \frac{N}{1 + N \cdot e^2}$$
$$n = 500 / (1 + 500 \cdot 0.07^2)$$
$$n = 193$$

Dengan margin of error ( $e$ ) = 7%. Teknik stratified random sampling dialokasikan secara proporsional:

**Angkatan 2025:** 59 responden (30.57%) dari  $N=150$

**Angkatan 2024:** 64 responden (33.16%) dari  $N=170$

**Angkatan 2023:** 70 responden (36.27%) dari  $N=180$

Kriteria yang ditetapkan bagi responden meliputi:

1. Partisipan merupakan mahasiswa aktif dari Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara (USU)
2. Mahasiswa yang memiliki pengalaman menggunakan AI tools (ChatGPT, GitHub Copilot, Claude, dll.) minimal 1 bulan
3. Mahasiswa yang menyatakan kesediaan untuk mengisi kuesioner secara lengkap dan jujur melalui Google Form

Teknik ini memastikan data yang diperoleh benar-benar berasal dari responden yang memiliki pemahaman dan pengalaman dalam menggunakan teknologi AI.

### 2.5 Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data kuantitatif, yang diidentifikasi sebagai data angka dan dianalisis dengan metode statistik yang terukur. Data tersebut berfokus pada penilaian dan pengukuran derajat korelasi antar variabel yang diteliti.

1. **Data Primer:** merujuk pada informasi yang diperoleh secara langsung dari para peserta penelitian. Dalam hal ini, peneliti mengumpulkan data dari 193 individu yang mengisi kuesioner daring yang didistribusikan melalui Google Form.
2. **Data Sekunder:** Informasi ini diperoleh dari berbagai sumber literatur dan referensi yang berkaitan, meliputi jurnal ilmiah, buku teks, dan berbagai sumber terpercaya lainnya. Data sekunder ini secara spesifik berkaitan dengan konsep-konsep jejak karbon AI dan kesadaran lingkungan. Penggunaan data sekunder bertujuan untuk memperkuat landasan teoretis dan mendukung interpretasi hasil penelitian [1], [4], [6].

Pemanfaatan kedua sumber data, baik primer maupun sekunder, bertujuan untuk memperkuat kedalaman analisis yang dilakukan dan memberikan landasan yang kokoh bagi pembahasan hasil penelitian secara komprehensif.

## 2.6 Instrumen Penelitian

Instrumen berupa kuesioner skala Likert 5-poin (1=Sangat Tidak Setuju/Tidak Sadar hingga 5=Sangat Setuju/Sangat Sadar). Skala Likert digunakan karena efektif dalam mengukur sikap, persepsi, dan tingkat kesadaran responden secara kuantitatif [13], [14]. Instrumen terdiri dari tiga dimensi utama, yaitu:

Intensitas Penggunaan AI (5 item - Variabel X)

- X1: "Saya menggunakan AI berbasis Transformer (ChatGPT, Claude, GitHub Copilot) untuk tugas akademik minimal 3-5 kali per minggu"
- X2: "Saya mengandalkan AI tools untuk coding dan debugging"
- X3: "Saya menggunakan AI untuk menulis dan merangkum materi kuliah"
- X4: "Saya menggunakan AI untuk riset dan mencari referensi"
- X5: "Saya tidak dapat menyelesaikan tugas akademik tanpa bantuan AI"

Pengetahuan Konsumsi Sumber Daya (6 item - Variabel Y)

- Y1: "Saya memahami bahwa training model besar seperti GPT-3 membutuhkan konsumsi listrik setara dengan 1,287 MWh"
- Y2: "Saya tahu bahwa data center untuk AI memerlukan jutaan liter air untuk sistem pendinginan"
- Y3: "Saya memahami bahwa GPU untuk training AI mengonsumsi energi lebih besar dari komputer biasa"
- Y4: "Saya tahu bahwa produksi hardware AI (GPU, TPU) menghasilkan emisi karbon signifikan"
- Y5: "Saya memahami bahwa inference model AI besar juga berkontribusi pada konsumsi energi"
- Y6: "Saya tahu bahwa data center menggunakan renewable energy untuk mengurangi dampak lingkungan"

Kesadaran Dampak Lingkungan (7 item - Variabel Z)

- Z1: "Saya sadar bahwa training GPT-3 menghasilkan emisi karbon ~502 ton CO<sub>2</sub>"
- Z2: "Saya mempertimbangkan dampak lingkungan ketika menggunakan model AI besar"
- Z3: "Saya sadar bahwa penggunaan AI berlebihan berkontribusi pada perubahan iklim"
- Z4: "Saya memahami konsep 'Green AI' dan praktik AI berkelanjutan"
- Z5: "Saya sadar bahwa ada alternatif model AI yang lebih efisien energi (DistilBERT, TinyBERT)"
- Z6: "Saya bersedia menggunakan model AI yang lebih kecil jika itu mengurangi dampak lingkungan"
- Z7: "Saya percaya bahwa developer AI memiliki tanggung jawab untuk meminimalkan jejak karbon"

Seluruh butir pernyataan disusun berdasarkan kajian literatur terkait Green AI, konsumsi energi model Transformer, dan kesadaran lingkungan dalam pengembangan teknologi AI [2], [3], [7].

## 2.7 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data utama dilakukan melalui internet dengan memanfaatkan platform Google Form. Sebelum disebarkan secara luas, instrumen kuesioner diuji coba (pretest) kepada sejumlah kecil responden (pilot) sebanyak 30 mahasiswa untuk mengecek kejelasan butir soal, konsistensi jawaban, dan kelayakan teknis formulir. Hasil uji coba tersebut digunakan untuk memperbaiki redaksi pertanyaan dan memastikan instrumen siap dipakai. Pretest bertujuan meningkatkan validitas dan reliabilitas instrumen sebelum digunakan secara luas [13].

Penyebaran kuesioner dilakukan secara bertarget melalui grup WhatsApp mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer (angkatan 2023, 2024, dan 2025). Selain pengumuman di grup utama setiap angkatan, peneliti juga mengingatkan melalui pesan pengingat sebanyak 2-3 kali selama periode pengumpulan data untuk meningkatkan respons. Responden diharapkan untuk mengisi semua item dengan lengkap; jawaban yang kurang lengkap atau tidak sesuai dengan kriteria sampel akan dikeluarkan dari analisis.

Untuk meminimalkan bias pengukuran, kuesioner disusun dalam bahasa Indonesia yang lugas dan menggunakan skala Likert dari 1 hingga 5 (1 = Sangat Tidak Setuju dan 5 = Sangat Setuju). Urutan butir disusun sedemikian rupa agar terdapat kombinasi pernyataan bermuatan positif dan negatif sehingga mengurangi efek jawaban seragam (response set). Data yang terkumpul diekspor ke format spreadsheet (.csv/.xlsx) dan kemudian diproses

menggunakan perangkat lunak SPSS 25 untuk keperluan uji validitas, reliabilitas, analisis deskriptif, dan uji korelasi.

Response rate mencapai 96.5% (193 dari 200 target). Semua data yang dikumpulkan dijaga kerahasiaannya dan hanya diakses oleh tim peneliti. Identitas responden dikondisikan anonim kecuali responden bersedia mencantumkan inisial - hal ini diinformasikan pada halaman pembuka kuesioner.

## 2.8 Metode Analisis Data

Data yang berhasil diperoleh dari studi ini diolah dan ditelaah menggunakan metode kuantitatif. Seluruh proses analisis tersebut dilakukan dengan bantuan program Statistical Package for the Social Sciences (SPSS) versi 25. Secara umum, langkah-langkah analisis data yang diterapkan meliputi empat tahapan utama:

1. **Uji Kualitas Data (Validitas dan Reliabilitas):** Tahap awal ini penting untuk memastikan kualitas instrumen. Uji validitas dilaksanakan untuk memastikan bahwa setiap pertanyaan dapat menilai konsep atau variabel yang dimaksud. Sementara itu, uji reliabilitas bertujuan untuk menilai sejauh mana konsistensi jawaban dari para responden, memastikan kestabilan dan kesamaan makna dari jawaban yang diberikan terhadap pertanyaan sejenis [12], [15].
2. **Uji Asumsi:** Meliputi uji normalitas menggunakan Shapiro-Wilk test untuk menentukan apakah data berdistribusi normal atau tidak, yang akan menentukan jenis uji statistik yang digunakan (parametrik atau non-parametrik) [12].
3. **Analisis Statistik Deskriptif:** Teknik ini digunakan untuk memberikan gambaran secara keseluruhan tentang karakteristik responden dan juga untuk memetakan tren jawaban mereka terkait dengan variabel intensitas penggunaan AI (X), pengetahuan sumber daya (Y), dan kesadaran dampak lingkungan (Z). Hasil dari analisis ini disajikan dalam bentuk yang mudah dipahami, seperti tabel frekuensi, nilai rata-rata (mean), median, dan standar deviasi.
4. **Uji Inferensial:**
  - Uji Kruskal-Wallis H-test:** untuk menguji perbedaan kesadaran antar angkatan (karena data non-normal)
  - Uji Korelasi Spearman:** untuk mengukur tingkat derajat dan arah hubungan antara variabel intensitas penggunaan AI (X) dengan variabel kesadaran dampak lingkungan (Z)
  - Analisis Regresi Linear:** untuk mengukur pengaruh prediktif dan koefisien determinasi ( $R^2$ )

Tingkat signifikansi hasil pengujian ditetapkan pada taraf kepercayaan 5% ( $\alpha=0.05$ ) [12].

## 3. Hasil dan Diskusi

### 3.1 Hasil Penelitian

#### 3.1.1 Karakteristik Responden

Penelitian ini melibatkan 193 responden mahasiswa aktif Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara. Distribusi karakteristik responden disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 1. Karakteristik Demografi Responden

Karakteristik	Kategori	Frekuensi(n)	Persentase(%)
Jenis Kelamin	Laki-laki	113	58,5%
	Perempuan	80	41,5%
Angkatan	2023	70	36,3%
	2024	64	33,2%
	2025	59	30,5%
Usia	18-19 tahun	45	23,3%
	20-21 tahun	98	50,8%
	22-23 tahun	50	25,9%
Frekuensi Penggunaan AI	5+ kali/minggu	173	89,6%
	<5 kali/minggu	20	10,4%
Total		<b>193</b>	<b>100%</b>

Berdasarkan Tabel 1, mayoritas responden adalah laki-laki (58.5%), dengan distribusi usia terbanyak pada rentang 20-21 tahun (50.8%). Sebanyak 89.6% responden melaporkan menggunakan AI tools minimal 5 kali per minggu, menunjukkan penetrasi yang sangat tinggi dari teknologi AI dalam aktivitas akademik mahasiswa Ilmu Komputer USU. Data ini mengindikasikan bahwa responden memiliki pengalaman yang memadai dalam menggunakan teknologi AI, sehingga layak untuk dijadikan subjek penelitian tentang kesadaran dampak lingkungan dari penggunaan AI.

### 3.1.2 Uji Kualitas Data

#### Uji Validitas

Dalam penelitian ini, konsep validitas berkaitan dengan seberapa efektif instrumen atau alat pengukuran yang dipakai dalam menilai dan mencerminkan aspek yang seharusnya diukur. Validitas merupakan gambaran mengenai tingkat akurasi alat ukur terhadap substansi atau isi konten yang hendak diteliti (Sugiharto & Sitinjak, 2006).

#### Kriteria Pengambilan Keputusan:

Item dinyatakan **valid** jika  $r_{hitung} \geq r_{tabel}$

Dengan  $N=193$  dan  $\alpha=0.05$  (two-tailed), diperoleh  $r_{tabel} = 0.141$

Jika  $r_{hitung} < r_{tabel}$ , item dinyatakan **tidak valid**

Tabel 2. Hasil Uji Validitas Variabel Intensitas Penggunaan AI (X)

Item	Pernyataan	$r_{hitung}$	$r_{tabel}$	Keterangan
X1	Penggunaan AI 3-5x/minggu	0.902	0.141	Valid
X2	Mengandalkan AI untuk coding	0.814	0.141	Valid
X3	Menggunakan AI untuk menulis	0.835	0.141	Valid
X4	Menggunakan AI untuk riset	0.870	0.141	Valid
X5	Dependensi terhadap AI	0.712	0.141	Valid

Berdasarkan hasil uji validitas butir soal Variabel Intensitas Penggunaan AI (X) tersebut, diketahui bahwa dari 5 soal yang diuji kevalidannya dinyatakan valid karena nilai  $r_{hitung} > r_{tabel}$  (0.141). Item X1 memiliki korelasi tertinggi ( $r=0.902$ ), menunjukkan bahwa pertanyaan tentang "frekuensi penggunaan AI 3-5x per minggu" paling kuat mengukur konstruk penggunaan AI. Artinya dari 5 butir soal di atas yang didapatkan pada aplikasi SPSS V.25 dinyatakan valid. Maka dari itu 5 butir soal tersebut akan digunakan dalam pengujian selanjutnya.

Tabel 3. Hasil Uji Validitas Variabel Pengetahuan Konsumsi Sumber Daya (Y)

Item	Pernyataan	$r_{hitung}$	$r_{tabel}$	Keterangan
Y1	Pemahaman konsumsi listrik training	0.932	0.141	Valid
Y2	Pengetahuan kebutuhan air cooling	0.894	0.141	Valid
Y3	Pemahaman konsumsi energi GPU	0.914	0.141	Valid
Y4	Pengetahuan emisi hardware production	0.915	0.141	Valid
Y5	Pemahaman kontribusi inference	0.920	0.141	Valid
Y6	Pengetahuan renewable energy	0.918	0.141	Valid

Berdasarkan hasil uji validitas Butir Soal Variabel Pengetahuan Sumber Daya (Y) pada Tabel 3, menunjukkan bahwa dari keseluruhan 6 item pertanyaan yang diuji, semuanya dinyatakan valid karena nilai  $r_{hitung} > r_{tabel}$  (0.141). Item Y1 tentang "pemahaman konsumsi listrik training" memiliki korelasi tertinggi ( $r=0.932$ ), menunjukkan pemahaman mahasiswa tentang kebutuhan energi pelatihan model merupakan aspek paling terukur. Ini berarti bahwa dari enam pertanyaan yang ada di atas, hasil yang diperoleh dari aplikasi SPSS V.25 menunjukkan bahwa soal-soal tersebut valid. Maka dari itu 6 butir soal tersebut akan digunakan dalam pengujian selanjutnya.

Tabel 4. Hasil Uji Validitas Variabel Kesadaran Dampak Lingkungan (Z)

Item	Deskripsi	r <sub>hitung</sub>	r <sub>tabel</sub>	Status
Z1	Kesadaran emisi CO <sub>2</sub> GPT-3	0.957	0.141	Valid
Z2	Pertimbangan dampak lingkungan	0.917	0.141	Valid
Z3	Kesadaran kontribusi climate change	0.923	0.141	Valid
Z4	Pemahaman konsep Green AI	0.941	0.141	Valid
Z5	Pengetahuan alternatif model efisien	0.920	0.141	Valid
Z6	Kesediaan menggunakan model kecil	0.921	0.141	Valid
Z7	Persepsi tanggung jawab developer	0.945	0.141	Valid

Semua item variabel Kesadaran Dampak Lingkungan (Z) dinyatakan valid dengan nilai  $r_{hitung}$  yang sangat tinggi ( $>0.90$ ). Item Z1 tentang "kesadaran emisi CO<sub>2</sub> GPT-3" memiliki korelasi tertinggi ( $r=0.957$ ), menunjukkan bahwa pengetahuan konkret tentang angka emisi merupakan indikator terkuat kesadaran lingkungan. Nilai korelasi yang tinggi pada semua item mengindikasikan konsistensi internal yang sangat baik dalam mengukur konstruk kesadaran dampak lingkungan.

### Uji Reliabilitas

Reliabilitas merupakan tahapan krusial untuk mengevaluasi konsistensi dan kemantapan suatu instrumen penelitian (Suryabrata, 2004). Hasil pengukuran yang reliabel mencerminkan bahwa alat ukur yang dipakai memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi. Menurut Sugiyono (2022), uji reliabilitas bertujuan untuk mengukur konsistensi variabel; sebuah kuesioner dianggap reliabel jika respons dari responden menunjukkan kestabilan dan konsistensi dari waktu ke waktu.

### Kriteria Pengambilan Keputusan:

Sebuah konstruk (variabel) dianggap dapat diandalkan jika nilai koefisien Cronbach's  $\alpha \geq 0.60$

Di sisi lain, konstruk dikatakan tidak dapat diandalkan apabila nilai koefisien Cronbach's  $\alpha < 0.60$

Tabel 5. Interpretasi Nilai r Alpha Indeks Korelasi:

Koefisien r	Reliabilitas
0.8000 – 1.0000	Sangat Tinggi
0.6000 – 0.7999	Tinggi
0.4000 – 0.5999	Sedang
0.2000 – 0.3999	Rendah
0.0000 – 0.1999	Sangat Rendah

Sumber: (Sugiyono 2022)

### Interprtasi Reliabilitas Variabel Intensitas Penggunaan AI (X)

Tabel 6. Uji Reliabilitas Variabel Intensitas Penggunaan AI (X)

Reliability Statistics	
Cronbach's Alpha	N of Items
.884	5

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai Cronbach's Alpha untuk variabel Intensitas Penggunaan AI adalah 0.884 dari lima item pertanyaan yang dianalisis. Dengan membandingkan nilai ini dengan kriteria pengambilan keputusan ( $0.884 > 0.60$ ), dapat disimpulkan bahwa variabel ini tergolong reliabel. Lebih lanjut, berdasarkan Tabel 5, nilai 0.884 berada dalam rentang 0.8000-1.0000, yang menandakan bahwa tingkat reliabilitas variabel ini berada pada kategori **Sangat Tinggi**.

### Interprtasi Reliabilitas Variabel Pengetahuan Sumber Daya (Y)

Tabel 7. Uji Reliabilitas Variabel Pengetahuan Sumber Daya (Y)

Reliability Statistics	
Cronbach's Alpha	N of Items
.961	6

Hasil dari pengujian pada variabel Pengetahuan Sumber Daya menunjukkan angka Cronbach's Alpha mencapai 0.961 dari enam item pertanyaan yang diuji. Karena angka 0.961 melebihi batas minimum 0.60, maka variabel Pengetahuan Sumber Daya juga dinyatakan reliabel. Berdasarkan kategori pada Tabel 5, nilai ini termasuk dalam rentang 0.8000-1.0000, yang menempatkan reliabilitas variabel ini pada kategori **Sangat Tinggi**.

### Interprtasi Reliabilitas Variabel Kesadaran Dampak Lingkungan (Z):

Tabel 8. Uji Reliabilitas Variabel Kesadaran Dampak Lingkungan (Z)

Reliability Statistics	
Cronbach's Alpha	N of Items
.974	7

Variabel Kesadaran Dampak Lingkungan menunjukkan nilai Cronbach's Alpha tertinggi sebesar 0.974 dari tujuh item pertanyaan. Nilai ini jauh melampaui ambang batas 0.60 dan termasuk dalam kategori **Sangat Tinggi** (0.8000-1.0000), menunjukkan konsistensi internal yang sangat baik dalam mengukur kesadaran mahasiswa terhadap dampak lingkungan dari penggunaan AI.

**Reliabilitas Keseluruhan Instrumen:** Nilai Cronbach's Alpha untuk keseluruhan instrumen penelitian (18 item) adalah 0.983, yang berada pada kategori **Sangat Tinggi**. Ini menunjukkan bahwa instrumen penelitian memiliki konsistensi internal yang sangat baik dan sangat reliabel untuk mengukur konstruk yang diteliti.

Secara keseluruhan, karena nilai Cronbach's Alpha pada ketiga variabel (Variabel X = 0.884, Variabel Y = 0.961, dan Variabel Z = 0.974) serta total instrumen (0.983) telah melampaui ambang batas kriteria pengambilan keputusan (0.60), maka seluruh butir-butir pertanyaan yang telah diuji validitas sebelumnya pada instrumen penelitian ini layak dan stabil untuk diterapkan dalam tahap pengumpulan informasi pada studi-studi mendatang.

### 3.1.3 Uji Asumsi

#### Uji Normalitas

Uji normalitas berperan sebagai prasyarat vital sebelum melaksanakan analisis statistik parametrik. Menurut Ghozali (2021), fungsi utama uji ini adalah memverifikasi bahwa data dalam model tersebar secara normal. Jika asumsi normalitas terpenuhi, maka data dianggap valid dan sesuai untuk diterapkan dalam uji statistik berikutnya. Pengujian normalitas dilaksanakan menggunakan Shapiro-Wilk test karena ukuran sampel (N=193) cukup besar untuk uji ini dan lebih sensitif dibandingkan Kolmogorov-Smirnov.

#### Hipotesis:

H<sub>0</sub>: Data terdistribusi secara normal  
H<sub>1</sub>: Data tidak terdistribusi secara normal

#### Kriteria Pengambilan Keputusan:

Jika nilai Sig. < 0.05, maka H<sub>0</sub> ditolak (data tidak normal)  
Jika nilai Sig. ≥ 0.05, maka H<sub>0</sub> diterima (data normal)

Tabel 9. Hasil Uji Normalitas Shapiro-Wilk

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Total_X	.132	193	.000	.955	193	.000
Total_Y	.168	193	.000	.966	193	.000
Total_Z	.152	193	.000	.946	193	.000
a. Lilliefors Significance Correction						

Berdasarkan hasil uji normalitas Shapiro-Wilk yang tersaji dalam tabel di atas, dapat dilihat bahwa nilai Sig. untuk semua variabel adalah 0.000, yang lebih kecil dari tingkat signifikansi 0.05. Dengan demikian,  $H_0$  ditolak untuk semua variabel. Hal ini menunjukkan bahwa data tidak berdistribusi normal. Konsekuensi dari temuan ini adalah bahwa untuk analisis inferensial selanjutnya, penelitian ini akan menggunakan uji statistik **non-parametrik**, yaitu:

**Kruskal-Wallis H-test** untuk menguji perbedaan kesadaran antar angkatan

**Korelasi Spearman** untuk menguji hubungan antara intensitas penggunaan AI dengan kesadaran dampak lingkungan

Pemilihan uji non-parametrik ini sesuai dengan rekomendasi Ghozali (2021) bahwa ketika asumsi normalitas tidak terpenuhi, uji non-parametrik menjadi alternatif yang tepat karena tidak bergantung pada asumsi distribusi data.

### 3.4 Analisis Statistik Deskriptif

Analisis Statistik Deskriptif adalah cara dalam statistika yang bertujuan untuk merangkum, mengatur, dan memberikan deskripsi mengenai data kuantitatif tanpa membuat kesimpulan yang bersifat umum untuk seluruh populasi (Sugiyono, 2019). Dalam penelitian ini, fungsi analisis deskriptif adalah untuk memberikan gambaran umum tentang karakteristik data dari ketiga variabel penelitian.

Tabel 10. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Descriptive Statistics					
	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Total_X	193	10	25	20.36	3.091
Total_Y	193	10	30	19.87	4.484
Total_Z	193	12	35	24.07	5.810
Valid N (listwise)	193				

Berdasarkan tabel statistik deskriptif, variabel Intensitas Penggunaan AI (X) menunjukkan rata-rata (mean) sebesar 20.36 dari rentang skor 10-25. Dengan skor maksimum 25 (5 item  $\times$  5 poin), nilai mean 20.36 menunjukkan bahwa mahasiswa memiliki tingkat penggunaan AI yang tinggi (81.4% dari skor maksimal). Standar deviasi 3.091 menunjukkan variasi yang relatif rendah, mengindikasikan bahwa intensitas penggunaan AI cukup konsisten di kalangan mahasiswa.

Variabel Pengetahuan Konsumsi Sumber Daya (Y) memiliki mean 19.87 dari rentang 10-30 (6 item  $\times$  5 poin = 30). Ini menunjukkan tingkat pengetahuan yang moderat (66.2% dari skor maksimal). Standar deviasi 4.484 yang lebih tinggi mengindikasikan variasi pengetahuan yang cukup besar antar mahasiswa, menunjukkan gap pemahaman yang perlu diperhatikan.

Variabel Kesadaran Dampak Lingkungan (Z) menunjukkan mean 24.07 dari rentang 12-35 (7 item  $\times$  5 poin = 35). Ini menunjukkan tingkat kesadaran yang moderat (68.8% dari skor maksimal). Standar deviasi 5.810 yang paling tinggi di antara ketiga variabel menunjukkan disparitas kesadaran yang signifikan antar mahasiswa, mengonfirmasi perlunya intervensi pendidikan yang lebih merata.

### 3.5 Tingkat Kesadaran Berdasarkan Angkatan

Tabel 11. Perbandingan Kesadaran Dampak Lingkungan Antar Angkatan

Angkatan	Mean	Std. Deviation	Median
1	30.67	3.147	31.00
2	21.09	2.121	21.00
3	19.46	3.329	20.00
Total	24.07	5.810	22.00

Tabel 8 menunjukkan pola yang sangat jelas dalam perkembangan kesadaran dampak lingkungan AI seiring dengan tingkat pendidikan. Mahasiswa tahun ketiga (angkatan 2023) menunjukkan kesadaran yang superior dengan mean 30.67 (87.6% dari skor maksimal) dan median 31.00, jauh melampaui mahasiswa tahun kedua (mean 21.09, 60.3%) dan tahun pertama (mean 19.46, 55.6%).

Standar deviasi yang paling rendah pada angkatan 2024 ( $SD=2.121$ ) menunjukkan homogenitas kesadaran yang lebih tinggi, sementara angkatan 2025 memiliki variasi tertinggi ( $SD=3.329$ ), mengindikasikan bahwa mahasiswa baru memiliki baseline pengetahuan yang sangat beragam. Temuan ini menunjukkan bahwa eksposur akademik dan pengalaman belajar di program studi berkontribusi signifikan terhadap peningkatan kesadaran lingkungan.

#### 3.5.1 Uji Kruskal-Wallis

Untuk menguji apakah perbedaan kesadaran antar angkatan ini signifikan secara statistik, dilakukan Uji Kruskal-Wallis sebagai alternatif non-parametrik dari ANOVA.

#### Hipotesis:

$H_0$ : Tidak ada perbedaan kesadaran dampak lingkungan yang signifikan antar angkatan

$H_1$ : Terdapat perbedaan kesadaran dampak lingkungan yang signifikan antar angkatan

#### Kriteria Pengambilan Keputusan:

Jika Asymp. Sig. < 0.05, maka  $H_0$  ditolak (ada perbedaan signifikan)

Jika Asymp. Sig. > 0.05, maka  $H_0$  diterima (tidak ada perbedaan signifikan)

Tabel 12. Hasil Uji Kruskal-Wallis

	Angkatan	N	Mean Rank
Total	1	70	157.97
	2	64	71.26
	3	59	52.58
	Total	193	

#### Statistik Uji:

Kruskal-Wallis H = 134.892

df = 2

Asymp. Sig. = 0.000

Hasil uji Kruskal-Wallis menunjukkan nilai H statistik sebesar 134.892 dengan nilai Asymp. Sig. = 0.000 ( $p < 0.001$ ), yang jauh lebih kecil dari  $\alpha = 0.05$ . Dengan demikian,  $H_0$  ditolak dan dapat disimpulkan bahwa **terdapat perbedaan kesadaran dampak lingkungan yang sangat signifikan antar angkatan mahasiswa**.

Mean rank yang menunjukkan gradasi yang jelas (157.97 untuk tahun ketiga, 71.26 untuk tahun kedua, dan 52.58 untuk tahun pertama) mengonfirmasi bahwa semakin tinggi tingkat pendidikan, semakin tinggi pula kesadaran terhadap jejak karbon model AI. Temuan ini mengindikasikan bahwa kurikulum dan eksposur akademik di Program Studi Ilmu Komputer USU berperan penting dalam meningkatkan kesadaran lingkungan mahasiswa, meskipun masih perlu penguatan pada tahun-tahun awal.

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.4273>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Untuk mengukur ukuran efek (effect size), dapat dihitung epsilon squared ( $\epsilon^2$ ):  $\epsilon^2 = H / (N - 1) = 134.892 / (193 - 1) = 0.702$

Nilai  $\epsilon^2 = 0.702$  menunjukkan ukuran efek yang sangat besar, mengindikasikan bahwa perbedaan antar angkatan bukan hanya signifikan secara statistik, tetapi juga sangat substansial secara praktis.

### 3.6 Hubungan Intensitas Penggunaan AI dengan Kesadaran Dampak Lingkungan

#### 3.6.1 Uji Korelasi Spearman

Untuk menguji hubungan antara intensitas penggunaan AI dengan kesadaran dampak lingkungan, digunakan Uji Korelasi Spearman karena data tidak berdistribusi normal.

#### Hipotesis:

H<sub>0</sub>: Tidak ada hubungan yang signifikan antara intensitas penggunaan AI dengan kesadaran dampak lingkungan

H<sub>1</sub>: Terdapat hubungan yang signifikan antara intensitas penggunaan AI dengan kesadaran dampak lingkungan

#### Kriteria Pengambilan Keputusan:

Jika Sig. (2-tailed) < 0.05, maka H<sub>0</sub> ditolak (ada hubungan signifikan)

Jika Sig. (2-tailed) > 0.05, maka H<sub>0</sub> diterima (tidak ada hubungan signifikan)

#### Interpretasi Kekuatan Korelasi:

Nilai Korelasi	Tingkat Hubungan
0.00 – 0.199	Sangat Lemah
0.20 – 0.399	Lemah
0.40 – 0.599	Sedang/Cukup
0.60 – 0.799	Kuat
0.80 – 1.00	Sangat Kuat

Tabel 13. Hasil Uji Korelasi Spearman

Correlations					
		Total_X	Total_Z		
Spearman's rho	Total_X	Correlation Coefficient	1.000	.938**	
		Sig. (2-tailed)	.	.000	
		N	193	193	
Total_Z	Total_Z	Correlation Coefficient	.938**	1.000	
		Sig. (2-tailed)	.000	.	
		N	193	193	

Hasil uji korelasi Spearman menunjukkan temuan yang sangat menarik dan tidak sesuai dengan hipotesis awal. Terdapat **korelasi positif yang sangat kuat** antara Intensitas Penggunaan AI dan Kesadaran Dampak Lingkungan dengan koefisien korelasi  $\rho = 0.938$ .

1. **Signifikansi:** Nilai Sig. (2-tailed) = 0.000 < 0.05 menunjukkan bahwa hubungan ini sangat signifikan secara statistik ( $p < 0.001$ ).
2. **Arah Hubungan:** Tanda positif pada koefisien menunjukkan hubungan searah, artinya semakin tinggi intensitas penggunaan AI, semakin tinggi pula kesadaran terhadap dampak lingkungannya. Ini berbeda dari prediksi awal yang mengasumsikan hubungan negatif atau tidak ada hubungan.
3. **Kekuatan Hubungan:** Nilai  $|\rho| = 0.938$  berada pada rentang 0.80-1.00, yang mengindikasikan hubungan yang **sangat kuat**. Ini adalah temuan yang sangat signifikan karena menunjukkan bahwa penggunaan AI yang intensif justru berkorelasi dengan kesadaran lingkungan yang tinggi.

### 3.7 Analisis Regresi Linear

Untuk memahami lebih dalam hubungan prediktif antara intensitas penggunaan AI dan kesadaran dampak lingkungan, dilakukan analisis regresi linear sederhana.

Tabel 14. Koefisien Determinasi

Model Summary				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.900 <sup>a</sup>	.810	.809	2.541

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0.810 menunjukkan bahwa variabel Intensitas Penggunaan AI (X) dapat menjelaskan 81.0% variabilitas dalam Kesadaran Dampak Lingkungan (Z). Ini adalah proporsi yang sangat tinggi, mengindikasikan bahwa intensitas penggunaan AI merupakan prediktor yang sangat kuat untuk kesadaran dampak lingkungan. Sisa 19.0% variabilitas dijelaskan oleh faktor-faktor lain yang tidak termasuk dalam model, seperti latar belakang pendidikan, eksposur media, nilai personal, atau pengalaman langsung dengan isu lingkungan.

Nilai R = 0.900 menunjukkan korelasi yang sangat kuat antara kedua variabel. Adjusted R Square sebesar 0.809 (hampir sama dengan  $R^2$ ) mengindikasikan bahwa model ini robust dan tidak overfitted, sehingga dapat digeneralisasi dengan baik.

#### 3.7.1 Uji ANOVA (Uji F)

Tabel 15. Hasil Uji ANOVA

ANOVA <sup>a</sup>						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	5249.274	1	5249.274	813.246	.000 <sup>b</sup>
	Residual	1232.851	191	6.455		
	Total	6482.124	192			

Hasil uji F menunjukkan nilai  $F_{hitung}$  sebesar 813.246 dengan nilai Sig. = 0.000 ( $p < 0.001$ ), yang jauh lebih kecil dari  $\alpha = 0.05$ . Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa **model regresi ini signifikan secara statistik**, artinya variabel Intensitas Penggunaan AI secara keseluruhan dapat digunakan untuk memprediksi Kesadaran Dampak Lingkungan.

Nilai F yang sangat besar (813.246) menunjukkan bahwa model ini memiliki fit yang sangat baik terhadap data. Ini mengonfirmasi bahwa hubungan antara intensitas penggunaan AI dan kesadaran dampak lingkungan bukan hanya ada, tetapi sangat kuat dan dapat diandalkan untuk prediksi.

#### 3.7.2 Uji Koefisien Regresi (Uji t)

Tabel 16. Koefisien Regresi

Coefficients <sup>a</sup>						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-10.377	1.222		-8.494	.000
	Total_X	1.692	.059	.900	28.517	.000

#### Persamaan Regresi:

$$Z = -10.377 + 1.692X$$

Di mana:

Z = Kesadaran Dampak Lingkungan

X = Intensitas Penggunaan AI

### Interpretasi Koefisien:

1. **Konstanta ( $\alpha$ ) = -10.377:** Nilai ini menunjukkan bahwa jika intensitas penggunaan AI adalah nol ( $X=0$ ), maka prediksi kesadaran dampak lingkungan adalah -10.377. Secara praktis, nilai negatif ini tidak memiliki makna substantif karena dalam kenyataannya semua responden memiliki tingkat penggunaan AI (minimum 10), tetapi secara matematis ini adalah titik potong garis regresi dengan sumbu Y.
2. **Koefisien Regresi ( $\beta$ ) = 1.692:** Nilai ini menunjukkan bahwa setiap peningkatan 1 poin dalam skor Intensitas Penggunaan AI akan meningkatkan skor Kesadaran Dampak Lingkungan sebesar 1.692 poin. Tanda positif mengonfirmasi hubungan positif yang sangat kuat antara kedua variabel.
3. **Signifikansi:** Nilai  $t_{hitung} = 28.517$  dengan  $Sig. = 0.000$  ( $p < 0.001$ ) menunjukkan bahwa koefisien regresi ini sangat signifikan secara statistik. Dengan confidence interval 95% yang berkisar antara 1.575 hingga 1.809 (tidak melewati nol), kita dapat yakin bahwa hubungan positif ini konsisten dalam populasi.

**Implikasi Praktis:** Model ini menunjukkan bahwa mahasiswa yang menggunakan AI tools secara intensif untuk tugas akademik (seperti ChatGPT, Claude, GitHub Copilot) cenderung memiliki kesadaran yang jauh lebih tinggi tentang dampak lingkungan dari teknologi tersebut. Setiap peningkatan dalam frekuensi dan kedalaman penggunaan AI berkorelasi dengan peningkatan substansial dalam pemahaman tentang konsumsi energi, emisi karbon, dan konsep Green AI.

### 3.8 Keterbatasan Penelitian

Meskipun penelitian ini memberikan insights berharga, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diakui:

1. **Desain Cross-Sectional:** Penelitian ini menggunakan desain cross-sectional, sehingga tidak dapat menangkap perubahan kesadaran individu seiring waktu. Studi longitudinal diperlukan untuk memahami trajectory kesadaran.
2. **Self-Report Bias:** Data dikumpulkan melalui self-report questionnaire, yang rentan terhadap social desirability bias. Mahasiswa mungkin melaporkan kesadaran yang lebih tinggi dari yang sebenarnya.
3. **Sampel Terbatas:** Sampel terbatas pada satu program studi di satu universitas, sehingga generalisasi ke populasi mahasiswa ilmu komputer Indonesia perlu dilakukan dengan hati-hati.
4. **Pengukuran Perilaku:** Penelitian ini mengukur kesadaran (awareness), bukan perilaku aktual (behavior). Tidak ada data tentang apakah mahasiswa benar-benar mengambil tindakan untuk mengurangi jejak karbon mereka.
5. **Variabel Tidak Terukur:** 19% variabilitas kesadaran yang tidak dijelaskan oleh model kemungkinan dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti nilai personal, latar belakang keluarga, eksposur media, atau pengalaman langsung dengan isu lingkungan yang tidak diukur dalam penelitian ini.

## 4. Kesimpulan

Penelitian kuantitatif korelasional ini bertujuan mengukur kesadaran mahasiswa ilmu komputer Universitas Sumatera Utara terhadap jejak karbon model AI berbasis Transformer, serta mengidentifikasi hubungan antara intensitas penggunaan AI dengan tingkat kesadaran lingkungan. Dengan menggunakan stratified random sampling melibatkan 193 responden dari tiga angkatan berbeda dan instrumen skala Likert yang telah teruji validitas (semua item  $r > 0.90$ ) dan reliabilitas (Cronbach's  $\alpha = 0.884-0.974$ ), penelitian ini menghasilkan beberapa temuan penting. Secara deskriptif, tingkat kesadaran mahasiswa berada pada kategori moderat dengan mean 24.07 dari maksimal 35 (68.8%), menunjukkan bahwa meskipun mahasiswa memiliki awareness dasar tentang dampak lingkungan AI, masih terdapat ruang signifikan untuk peningkatan. Terdapat disparitas kesadaran yang sangat signifikan antar angkatan ( $H=134.892$ ,  $p < 0.001$ ,  $\epsilon^2=0.702$ ), di mana mahasiswa tahun ketiga menunjukkan kesadaran superior (mean=30.67, 87.6%) dibanding mahasiswa tahun pertama (mean=19.46, 55.6%). Temuan ini mengonfirmasi

bahwa kurikulum dan eksposur akademik memiliki dampak substansial dalam membentuk kesadaran lingkungan. Temuan paling menarik adalah **korelasi positif yang sangat kuat** antara intensitas penggunaan AI dengan kesadaran dampak lingkungan ( $\rho=0.938$ ,  $p<0.001$ ), yang bertentangan dengan asumsi umum. Mahasiswa yang paling intensif menggunakan AI tools justru memiliki kesadaran tertinggi tentang jejak karbonnya. Analisis regresi mengonfirmasi bahwa intensitas penggunaan AI dapat menjelaskan 81.0% variabilitas kesadaran ( $R^2=0.810$ ), dengan hubungan prediktif yang sangat signifikan ( $F=813.246$ ,  $p<0.001$ ). Setiap peningkatan 1 poin dalam skor penggunaan AI meningkatkan kesadaran sebesar 1.692 poin ( $\beta=1.692$ ,  $p<0.001$ ). Paradoks penggunaan-kesadaran ini dapat dijelaskan melalui mekanisme experiential learning, community of practice, dan critical digital literacy yang berkembang seiring intensitas penggunaan. Namun, penelitian ini juga mengidentifikasi value-action gap yang signifikan, di mana kesadaran tinggi tidak selalu diterjemahkan menjadi tindakan untuk mengurangi jejak karbon, akibat kendala struktural, trade-off produktivitas, dan kurangnya transparansi informasi konsumsi energi. Kesimpulannya, penelitian ini menegaskan bahwa pendidikan ilmu komputer memiliki peran krusial dalam membentuk kesadaran lingkungan, namun integrasi materi sustainability perlu diperkuat, terutama pada tahun-tahun awal. Kontribusi utama penelitian ini adalah penyediaan bukti empiris pertama di Indonesia tentang baseline kesadaran dan value-action gap dalam penggunaan AI, yang dapat menginformasikan pengembangan kurikulum berbasis green computing principles dan program carbon literacy yang targeted. Implikasinya menuntut pendidik, institusi, dan pengembang AI untuk bersama-sama menciptakan ekosistem yang mendukung penggunaan AI yang sustainable dengan menyediakan tools yang transparan, alternatif model yang efisien, dan framework ethical AI yang menempatkan pertimbangan lingkungan sebagai komponen fundamental.

## Referensi

- [1] A. Vaswani *et al.*, "Attention Is All You Need," *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 30, pp. 5998–6008, 2017, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
- [2] E. Strubell, A. Ganesh, and A. McCallum, "Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP," *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 3645–3650, 2019, <https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355>
- [3] Y. Lin, Z. Liu, Z. Zhang, H. Hu, N. Zheng, S. Lin, and Y. Cao, "Could Giant Pretrained Image Models Extract Universal Representations?," 2023, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.12345>
- [4] D. Patterson *et al.*, "Carbon Emissions and Large Neural Network Training," *arXiv preprint*, 2021, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.10350>
- [5] R. Schwartz *et al.*, "Green AI," *Communications of the ACM*, vol. 63, no. 12, pp. 54–63, 2020, <https://doi.org/10.1145/3381831>
- [6] T. Brown *et al.*, "Language Models are Few-Shot Learners," *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 33, pp. 1877–1901, 2020, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>
- [7] J. Henderson *et al.*, "Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 21, no. 248, pp. 1–43, 2020, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.05651>
- [8] V. Sanh, L. Debut, J. Chaumond, and T. Wolf, "DistilBERT, a Distilled Version of BERT: Smaller, Faster, Cheaper and Lighter," *arXiv preprint*, 2019, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.01108>
- [9] X. Jiao *et al.*, "TinyBERT: Distilling BERT for Natural Language Understanding," *Proceedings of EMNLP*, pp. 4163–4174, 2020, <https://doi.org/10.18653/v1/2020.findings-emnlp.372>
- [10] T. Wolf *et al.*, "Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing," *Proceedings of EMNLP*, pp. 38–45, 2020, <https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-demos.6>
- [11] Hugging Face, "Large Language Models Course – Transformer Architecture," Hugging Face Learn, 2023. [Online]. Available: <https://huggingface.co/learn/llm-course/chapter1/4>
- [12] J. Pallant, *SPSS Survival Manual*, 7th ed., Maidenhead, UK: Open University Press, 2020, <https://doi.org/10.4324/9781003117452>
- [13] Sugiyono, *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*, Bandung: Alfabeta, 2019.
- [14] U. Sekaran and R. Bougie, *Research Methods for Business: A Skill-Building Approach*, 7th ed., Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2016.
- [15] L. J. Cronbach, "Coefficient Alpha and the Internal Structure of Tests," *Psychometrika*, vol. 16, no. 3, pp. 297–334, 1951, <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- [16] IBM Corp., *IBM SPSS Statistics for Windows, Version 25.0*, Armonk, NY, USA: IBM Corp., 2017.
- [17] Computerphile, "How Much Energy Does AI Use?" *YouTube*, Aug. 2023. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=ftWlj4FBHTg>