

Evaluasi dan Analisis *Domain Shift* Model NER pada Industri Game Berbahasa Indonesia

Firmansyah Rekso Wibowo^{*1}, Zainal Abidin², Ririen Kusumawati³

^{1,2,3}Computer Science Department, Faculty of Science & Technology, Universitas Islam Negeri
Maulana Malik Ibrahim Malang, 65144, Indonesia

¹Clay Game Studio, , 65141, Malang, Indonesia

e-mail: ^{*1}freksowibowo@gmail.com, ²zainal@ti.uin-malang.ac.id,

³ririen.kusumawati@ti.uin-malang.ac.id

Abstrak

Industri game Indonesia berkembang pesat dan menghasilkan data tekstual besar dari berbagai sumber seperti berita dan media sosial. Model Named Entity Recognition (NER) berpotensi mengekstraksi informasi berharga dari data tersebut, namun model umum belum optimal untuk domain game yang memiliki terminologi khas. Penelitian ini mengevaluasi dampak domain shift pada model NERGrit, yaitu model NER standar dari benchmark IndoNLU, ketika diterapkan pada korpus teks industri game berbahasa Indonesia. Model diuji terhadap korpus domain game dan dibandingkan dengan kamus domain untuk mengidentifikasi pola kesalahan secara kualitatif dan kuantitatif. Hasil analisis menunjukkan bahwa meskipun NERGrit mampu mendeteksi banyak entitas, model ini sering gagal mengklasifikasikannya secara tepat. Dominasi kategori MISC (61,8%) serta kesalahan seperti salah klasifikasi, batas entitas, dan ambiguitas kontekstual menegaskan keterbatasan model tersebut. Penelitian ini menegaskan adanya masalah adaptasi domain dan mengusulkan skema entitas baru mencakup kategori GAME, COMPANY, PLATFORM, EVENT, CHARACTER, FEATURE, ITEM, LOCATION_IN_GAME, dan TECHNOLOGY. Skema ini menjadi dasar pengembangan dataset dan model NER yang lebih relevan bagi ekosistem industri game Indonesia.

Kata kunci—*named entity recognition, domain shift, industri game, bahasa indonesia*

Abstract

Indonesia's gaming industry is rapidly expanding and produces extensive textual data from diverse sources such as news articles and social media. Named Entity Recognition (NER) models can extract valuable information from this data; however, general-purpose models remain suboptimal for the gaming domain due to its unique terminology. This study evaluates the impact of domain shift on the NERGrit model, a standard NER model from the IndoNLU benchmark, when applied to an Indonesian gaming text corpus. The model was tested on the gaming-domain corpus and compared with a domain-specific lexicon to identify error patterns through qualitative and quantitative analyses. Results show that although NERGrit can detect numerous entities, it often fails to classify them correctly. The dominance of the MISC category (61.8%) and recurring issues such as misclassification, entity boundary errors, and contextual ambiguity indicate the model's limitations. This study confirms the existence of domain adaptation challenges and introduces a new entity schema covering the categories GAME, COMPANY, PLATFORM, EVENT, CHARACTER, FEATURE, ITEM, LOCATION_IN_GAME, and TECHNOLOGY. The proposed schema provides a foundation for developing a more relevant NER dataset and model tailored to Indonesia's gaming industry ecosystem.

Keywords—*named entity recognition, domain shift, industri game, bahasa indonesia*

1. PENDAHULUAN

Game dan e-sport memiliki peluang besar dalam sektor ekonomi kreatif di Indonesia [1]. Industri game di Indonesia membentuk komunitas online dan offline yang dianggap penting oleh pemerintah dan masyarakat [2]. Jutaan pemain aktif dan komunitas dinamis menghasilkan data tekstual dalam jumlah masif setiap hari, mulai dari artikel berita, ulasan game, diskusi di forum, hingga interaksi di media sosial [3]. Data tersebut memuat informasi berharga terkait entitas kunci pada sektor industri game. *Named Entity Recognition* (NER) berpotensi mengekstraksi informasi tersebut secara otomatis untuk berbagai aplikasi, termasuk analisis sentimen pasar [4], sistem rekomendasi [5], dan pemantauan tren industri [6].

Sumber daya *Natural Language Processing* (NLP) yang menargetkan domain *game* dalam Bahasa Indonesia saat ini masih terbatas. Sebagian besar penelitian dan model yang tersedia, seperti *benchmark* IndoNLU [7], dirancang untuk pemahaman bahasa pada domain umum seperti berita [8], [9] atau teks Wikipedia [7]. Akibatnya, penerapan langsung model ini pada teks domain *game* dapat menyebabkan penurunan kinerja yang signifikan, sebuah fenomena yang dikenal sebagai *domain shift* [10]. Kondisi ini berisiko menyebabkan kehilangan informasi kontekstual penting seperti nama game, nama publisher atau developer, event game, platform game, dan teknologi game [11], [12], [13].

Model *Deep Neural Networks* (DNNs) dalam NLP sering menurun kinerjanya saat diterapkan pada domain berbeda meskipun memiliki karakteristik serupa [14]. Perbedaan distribusi data atau *domain shift* menjadi tantangan utama dalam NER lintas domain [15]. Pendekatan berbasis aturan menghadapi kendala serupa karena membutuhkan penyesuaian aturan atau anotator [16]. Keterbatasan data berlabel memperparah masalah dengan membatasi *transfer learning* dan penyediaan dataset komprehensif. Metode seperti *progressive domain adaptation knowledge distillation* (PDALN) dikembangkan untuk mengurangi dampak domain shift [17]. Masalah ini menegaskan perlunya analisis untuk memahami dan menjembatani kesenjangan antar domain.

NERGrit merupakan salah satu model *Named Entity Recognition* (NER) terkemuka dalam *benchmark* IndoNLU yang dirancang untuk mendorong kemajuan NLP berbahasa Indonesia melalui penyediaan dataset dan *baseline* terstandarisasi [7]. Model ini menunjukkan performa baik dalam mengenali entitas umum seperti PERSON, ORGANIZATION, dan PLACE. Dalam konteks industri game, sebagian entitas dapat dipetakan, misalnya pemain profesional sebagai PERSON dan tim e-sport sebagai ORGANIZATION. Penelitian ini difokuskan pada *gap analysis* untuk menilai kapabilitas serta keterbatasan NERGrit ketika diterapkan pada teks industri *game*, sekaligus mengidentifikasi kategori entitas spesifik yang belum terakomodasi.

Urgensi adaptasi model terhadap domain tertentu telah dinyatakan dalam berbagai penelitian sebelumnya [10], [14]. Namun, hingga saat ini belum terdapat penelitian yang secara spesifik mengevaluasi kinerja model NER umum seperti NERGrit pada teks industri game berbahasa Indonesia. Penelitian terdahulu masih berfokus pada domain umum seperti berita dan Wikipedia, sehingga terminologi pada game belum terakomodasi secara memadai. Kondisi tersebut menunjukkan adanya kesenjangan penelitian terkait evaluasi dampak *domain shift* serta kebutuhan pengembangan skema entitas yang lebih sesuai dengan karakteristik linguistik industri game. Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini merumuskan pertanyaan

penelitian sebagai berikut:

RQ1: Bagaimana performa model NERGrit ketika diterapkan pada korpus domain game berbahasa Indonesia?

RQ2: Kesalahan klasifikasi entitas seperti apa yang muncul akibat *domain shift* pada model tersebut?

RQ3: Skema entitas seperti apa yang diperlukan untuk mengakomodasi karakteristik linguistik industri game?

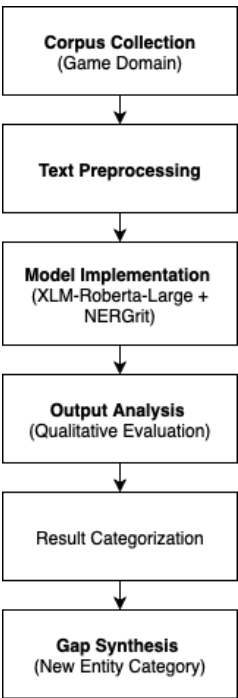
Jawaban atas ketiga pertanyaan tersebut tidak hanya memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai dampak *domain shift*, tetapi juga menjadi dasar konseptual bagi pengembangan sumber daya NLP yang lebih adaptif terhadap kebutuhan spesifik industri game.

Penelitian ini memberikan dua kontribusi utama. Kontribusi pertama berupa penegasan keterbatasan model NER umum dalam menangani domain dengan kekayaan neologi dan terminologi yang terus berkembang seperti industri game. Kontribusi kedua berupa penyusunan peta jalan konseptual yang berisi daftar kategori entitas esensial sebagai fondasi pembangunan model NER khusus untuk domain game berbahasa Indonesia. Temuan ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan dataset beranotasi serta proses *fine-tuning* model yang lebih relevan dengan kebutuhan ekosistem industri game nasional.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan kualitatif dengan desain analisis kesenjangan untuk mengevaluasi performa model Named Entity Recognition (NER) umum pada teks industri game berbahasa Indonesia. Analisis difokuskan pada kapabilitas dan keterbatasan model NERGrit dari benchmark IndoNLU dengan tujuan memetakan entitas domain spesifik yang belum terakomodasi. Metodologi ini menekankan evaluasi mendalam terhadap output model yang sudah ada, bukan pembangunan model baru.

Tahapan penelitian berlangsung sistematis mulai dari pengumpulan data hingga perumusan rekomendasi kategori entitas baru sebagaimana digambarkan pada gambar 1. Peneliti mengumpulkan teks game dari artikel berita daring dan sumber relevan, lalu membersihkan korpus dengan menjaga format khusus serta memisahkan artikel per baris. Model XLM-R Large dari NERGrit memproses korpus bersih tersebut untuk menghasilkan prediksi entitas yang kemudian dievaluasi secara kualitatif. Analisis hasil mengelompokkan entitas ke dalam kategori benar, salah klasifikasi, dan tidak teridentifikasi, yang menjadi dasar penyusunan kategori baru sesuai kebutuhan domain game.



Gambar 1 Desain Penelitian

2.1 Pengumpulan dan Preparasi Korpus Data

Tahap awal penelitian ini adalah membangun sebuah korpus teks yang representatif untuk memetakan lanskap linguistik industri game di Indonesia. Korpus ini terdiri dari 200 kalimat yang dikumpulkan secara purposif dari berbagai sumber daring yang relevan. Sumber-sumber tersebut mencakup portal berita game ternama seperti *Gamebrott.com*, ulasan pengguna dari platform distribusi digital *Steam* dan *Google Play Store*, diskusi dari forum komunitas seperti Kaskus, serta artikel dari situs web resmi pengembang game.

Tabel 1 Spesifikasi Data Kalimat yang Digunakan

Aspek	Deskripsi
Sumber Data	Portal berita online: Gamebrott.com
Jumlah Data	200 kalimat terkait domain game
Kriteria Seleksi	Bahasa: Indonesia; Konten: mengandung entitas spesifik domain game (nama game, e-sport, developer, event, dll.)
Pra-pemrosesan	Pembersihan: penghapusan tag HTML, URL, dan karakter non-standar Normalisasi: konversi teks menjadi huruf kecil Tokenisasi: pemecahan teks menjadi kalimat dan token kata

Setiap kalimat diseleksi berdasarkan kriteria yang ketat untuk memastikan relevansinya dengan tujuan penelitian: (a) teks harus ditulis dalam Bahasa Indonesia, (b) dipublikasikan dalam rentang waktu antara tahun 2020 hingga 2024, dan (c) wajib mengandung diskusi mengenai entitas kunci seperti nama game, tim e-sport, developer, atau event yang populer di ekosistem game Indonesia. Setelah terkumpul, korpus data mentah tersebut melewati serangkaian tahap pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas input bagi model NER. Langkah ini sangat penting untuk menangani karakteristik Bahasa Indonesia yang memiliki variasi morfologi tinggi dan ragam tulisan informal, sehingga teks dapat dibersihkan dan distandarisasi agar lebih konsisten untuk diolah oleh model [18]. Proses ini meliputi pembersihan data dari

elemen non-tekstual seperti tag HTML dan URL, normalisasi teks (misalnya, konversi ke huruf kecil), serta tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit kalimat dan kata yang siap dianalisis. Untuk memberikan gambaran yang lebih terstruktur, spesifikasi data kalimat yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum dalam Tabel 1.

Tabel 2 menunjukkan beberapa contoh kalimat representatif yang diambil dari korpus untuk dianalisis. Kalimat-kalimat ini sengaja dipilih karena mengandung entitas spesifik domain game yang menjadi fokus dalam analisis kesenjangan.

Tabel 2 Kalimat Representatif Entitas Spesifik Domain Game

No	Sumber Kalimat	Contoh Kalimat	Entitas yang Terkandung
1	Berita E-sport	"Tim Rex Regum Qeon (RRQ) berhasil mengalahkan EVOS Legends dalam babak grand final turnamen MPL Indonesia Season 12 yang diselenggarakan di Jakarta."	ORGANIZATION: Rex Regum Qeon, EVOS Legends EVENT: MPL Indonesia Season 12 LOCATION: Jakarta
2	Ulasan Game	"Genshin Impact buatan miHoYo menawarkan grafis memukau berkat Unreal Engine 4, meskipun membutuhkan spesifikasi tinggi di perangkat PC dan Android."	GAME: Genshin Impact DEVELOPER: miHoYo TECHNOLOGY: Unreal Engine 4 PLATFORM: PC, Android
3	Berita Game	"Dengan pernyataan Square Enix di atas, rasa penasaran gamer mulai terjawab meskipun tidak banyak karena harus menunggu gamenya rilis dulu."	COMPANY: Square Enix
4	Berita: Profil Studio Game	"Yang didirikan pada tahun 2014 dan dikenal karena keberhasilan mereka dalam mengembangkan game-game seperti The Seven Deadly Sins Grand Cross dan Blade Soul Revolution."	DATE: 2014 GAME: The Seven Deadly Sins Grand Cross, Blade Soul Revolution
5	Berita Platform Game	"Melihat log dari SteamDB via PCGamesN, terdapat perubahan data game Resident Evil Village di platform Steam pada tanggal 11 April."	TECHNOLOGY: SteamDB, PCGamesN GAME: Resident Evil Village PLATFORM: Steam DATE: 11 April
...	...	...	...
...	...	...	...
199	Berita Game Lokal	"Melalui keberhasilan Valthirian Arc di pasar global, Agate berkomitmen untuk menciptakan karya yang dapat memukau para pemain di seluruh dunia, contohnya Valthirian Arc Hero School Story 2."	COMPANY: Agate GAME: Valthirian Arc, Valthirian Arc Hero School Story 2
200	Berita Game Internasional	"Game miHoYo sebelumnya yaitu Genshin Impact juga alami hal yang sama dengan ToF dan tidak bisa cross save antara PS dan platform lainnya."	DEVELOPER: miHoYo GAME: Genshin Impact, ToF PLATFORM: PS

2.2 Implementasi Model

Penelitian ini menggunakan model Transformer NER yang telah tersedia publik melalui repositori *Hugging Face*. Model yang dipakai adalah *mufathurrohman/roberta-finetuned-ner*

nergrit-8H, yaitu XLM-R [19] yang telah di-fine-tune pada tugas NERGrit [20] yang sudah disediakan *library Hugging Face* [21]. Pemilihan model ini didasarkan pada performa tinggi yang ditunjukkan dalam benchmark IndoNLU, sehingga layak dijadikan tolok ukur untuk menilai kesenjangan kinerja ketika diterapkan pada teks domain game.

Tabel 3 Setting Hiperparameter yang digunakan [20]

Hiperparameter	Nilai
Learning Rate	2e-05
Train Batch Size	4
Eval Batch Size	8
Seed	42
Gradient Accumulation Steps	8
Total Train Batch Size	32
Optimizer	Adam (betas=(0.9, 0.999), epsilon=1e-08)
LR Scheduler Type	Linear
Jumlah Epoch	3

Proses pelatihan beserta hasil evaluasi model berasal sepenuhnya dari publikasi asli, termasuk konfigurasi hiperparameter dan metrik performa tabel 3 dan tabel 4. Model ini menunjukkan nilai F1-score stabil di atas 0.98 dengan validation loss rendah, yang menegaskan kualitasnya sebagai baseline kuat untuk analisis kesenjangan domain pada penelitian ini.

Tabel 4 Hasil pelatihan model pada dataset NERGrit [20]

Training Loss	Epoch	Step	Validation Loss	Precision	Recall	F1	Accuracy
No log	0.9995	471	0.0984	0.9819	0.9822	0.9820	0.9782
0.1862	1.9989	942	0.0940	0.9848	0.9834	0.9841	0.9802
0.0843	2.9984	1413	0.0956	0.9847	0.9845	0.9846	0.9811

2.3 Kamus Domain Game Implementasi Model

Kamus domain game berfungsi sebagai acuan untuk mengevaluasi hasil anotasi yang dihasilkan oleh model NERGrit. Kamus ini berisi daftar istilah yang umum digunakan dalam industri game yang sebelumnya telah ditentukan dan dibuat oleh pakar ahli dalam domain game, meliputi nama gim, organisasi, perusahaan, teknologi, dan platform. Setiap entri diklasifikasikan berdasarkan tipe entitas seperti COMPANY, GAME, TECH, PLATFORM, EVENT dan ORGANIZATION. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap kamus tersebut guna menilai kemampuan model dalam mengenali entitas yang relevan dengan domain game. Tabel 5 menampilkan sebagian kata dari kamus yang digunakan dalam proses analisis, dengan total sekitar 2.880 korpus kata yang disusun oleh pakar industri game.

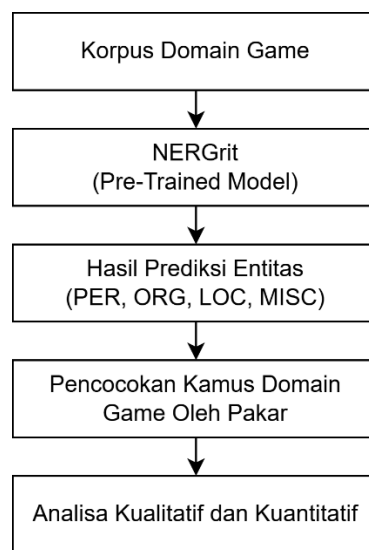
Tabel 5 Kamus Kata Domain Game

No	Entity Text	Entity Type
1	Manhunt	GAME
2	Nintendo Switch	PLATFORM
3	Kementerian Keuangan	ORGANIZATION
4	Square Enix	COMPANY
5	detikINET	TECH
6	MPL Season 6	EVENT
...	...	...
2879	Unreal Engine	TECH

2880	Capcom	COMPANY
------	--------	---------

2.4 Evaluasi Model dan Metrik Analisis

Evaluasi kuantitatif dilakukan dengan menghitung distribusi hasil pelabelan entitas berdasarkan kategori label NER (PER, ORG, LOC, MISC). Persentase masing-masing kategori diperoleh dengan membandingkan jumlah entitas dalam kategori tertentu terhadap total entitas yang terdeteksi. Selain itu, tingkat kesalahan klasifikasi dianalisis melalui *error rate* per kategori dengan mencocokkan hasil prediksi model dengan kamus domain game oleh pakar ahli dalam domain game. Pendekatan ini digunakan untuk mengidentifikasi pola dominasi salah label serta kecenderungan entitas domain game terakumulasi pada kategori MISC.



Gambar 2 Diagram Alur Evaluasi Model

Evaluasi dalam penelitian ini menerapkan pendekatan campuran (kualitatif dan kuantitatif deskriptif) karena belum tersedia dataset *gold standard* beranotasi khusus untuk domain game berbahasa Indonesia. Meskipun beberapa penelitian sebenarnya telah mengembangkan metode ekstraksi teks otomatis dari halaman web untuk mempercepat penyusunan korpus [22], validasi dalam domain yang sangat spesifik dan penuh terminologi baru seperti industri game menuntut adanya evaluasi dari pakar ahli dalam sektor game. Fokus evaluasi adalah analisis kesenjangan (*gap analysis*), bukan pengukuran presisi absolut model.

a. Analisis Kuantitatif Deskriptif

Analisis kuantitatif dilakukan dengan menghitung distribusi frekuensi entitas yang berhasil dideteksi oleh model NERGrit. Metrik utama yang digunakan adalah persentase dominasi kategori label. Sebagai contoh, persentase kategori MISC dihitung menggunakan rumus:

$$\text{Presentase MISC} = \left(\frac{\text{Jumlah Entitas MISC}}{\text{Jumlah Total Entitas Terdeteksi}} \right) \cdot 100\% \quad (2.1)$$

Metrik ini berfungsi sebagai indikator proporsional terhadap banyaknya entitas spesifik domain yang tidak dapat dipetakan ke dalam skema entitas umum (PER, ORG, LOC), sehingga menunjukkan tingkat *domain mismatch* yang terjadi.

b. Analisis Kualitatif

Pada analisis kualitatif, seluruh entitas hasil prediksi dibandingkan secara manual dengan kamus domain game (Tabel 5) serta pengetahuan pakar. Pola kesalahan yang ditemukan dikelompokkan ke dalam empat kategori utama:

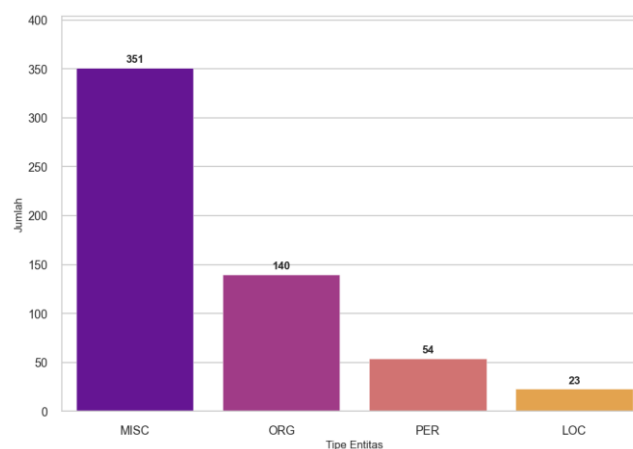
1. Salah Klasifikasi (*Misclassification*)
Entitas dikenali, tetapi diberi label yang tidak sesuai.
Contoh: Genshin Impact dilabeli sebagai ORGANIZATION.
2. Kesalahan Batas Entitas (*Boundary Detection Error*)
Entitas multi-kata tidak dikenali sebagai satu unit utuh.
Contoh: Honkai Star Rail terdeteksi terpisah menjadi “Honkai” dan “Star Rail”.
3. Ambiguitas Kontekstual
Model gagal membedakan entitas fiksi dan nyata atau lokasi virtual dan geografis nyata.
Contoh: Karakter game diklasifikasikan sebagai PERSON dan lokasi fiktif sebagai LOCATION.
4. Tidak Teridentifikasi (*Not Identified*)
Entitas domain tidak terdeteksi sama sekali oleh model meskipun muncul jelas dalam konteks.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil dan pembahasan dari evaluasi model NERGrit terhadap korpus domain game. Analisis diawali dengan pemaparan temuan kuantitatif dan kualitatif mengenai entitas yang berhasil dikenali, termasuk distribusi, klasifikasi, serta contoh-contoh spesifik. Selanjutnya, pembahasan akan mengupas lebih dalam pola-pola kesalahan yang teridentifikasi, mengidentifikasi akar penyebab keterbatasan model, dan mendiskusikan implikasinya terhadap penerapan *Named Entity Recognition* (NER) pada domain industri game.

3.1 Hasil

Model NERGrit berhasil mengenali total 568 entitas dari korpus domain game. Analisis terhadap distribusi dan klasifikasi entitas menunjukkan adanya perbedaan signifikan antara kemampuan model umum dan kebutuhan domain spesifik game.



Gambar 3 Distribusi Entitas yang Dikenali NERGrit Berdasarkan Tipe

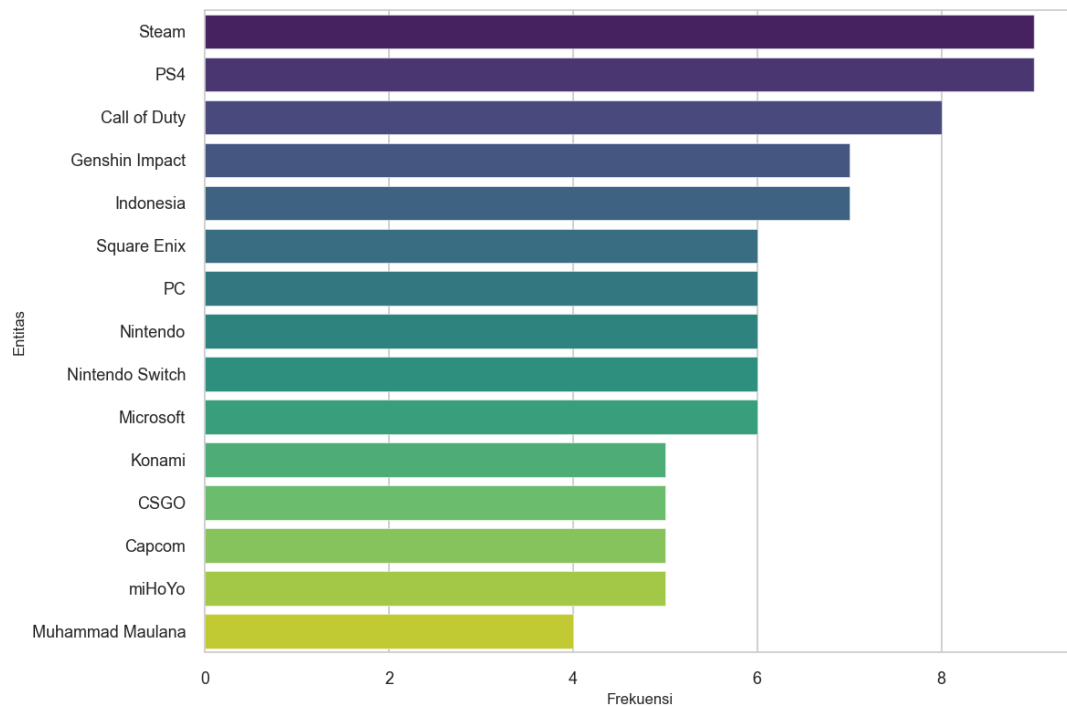
Distribusi frekuensi entitas pada gambar 3 menunjukkan dominasi kategori MISC (Miscellaneous) dengan 351 entitas atau 61,8% dari total entitas terdeteksi. Kategori ORG (Organization) menempati urutan kedua dengan 140 entitas (24,6%), diikuti PER (Person) sebanyak 54 entitas (9,5%) dan LOC (Location) 23 entitas (4,1%). Dominasi MISC menandakan bahwa sebagian besar istilah spesifik domain game belum terakomodasi dengan baik oleh skema entitas umum NERGrit. Akibatnya, entitas seperti judul game, platform, dan event cenderung diklasifikasikan ke kategori ini karena tidak dapat dipetakan secara tepat ke ORG, PER, atau LOC.

Tabel 6 Entitas yang Dikenali NERGrit per Kategori

Entitas	Jumlah	Kata/Frasa yang Dikenali
MISC	351	<i>PC, Steam, eFootball 2022, Elden Ring, Monster Hunter, MPL Indonesia, Mobile Legends Indonesia, Tears of the Kingdom, The Seven Deadly Sins Grand Cross, Blade Soul Revolution, ...</i>
ORG	140	<i>Square Enix, Steam, PCGamesN, Agate, Eidos Montreal, Valve, Insomniac Games, Microsoft, Activision, Moonton, KompasTekno, BlogPlayStation, Eizper Chain, Genshin, Overwatch, ...</i>
PER	54	<i>Lyney Genshin Impact, Fahmi, Neuville, Wriothesley Genshin Impact, Ananda Pratama, Muhammad Maulana, Will Smith, ...</i>
LOC	23	<i>Benteng Meropide, Indonesia, Amerika Serikat, Shanghai, Wakanda, Stardew Valley, Midgard, ...</i>

Analisis kualitatif pada tabel 6 memperkuat temuan tersebut. Kategori MISC berisi entitas utama dalam domain game, termasuk nama game (*Elden Ring, Tears of the Kingdom*), platform (*PC, Steam*), dan event (*MPL Indonesia*). Model juga memperlihatkan pola salah klasifikasi pada kategori ORG. Meskipun model berhasil mengenali beberapa perusahaan seperti *Square Enix* dan *Microsoft*, model keliru menandai platform seperti *Steam* dan judul game seperti *Genshin* sebagai organisasi.

Kategori PER dan LOC turut menunjukkan ambiguitas. Model mencampurkan nama orang nyata (*Muhammad Maulana*) dengan karakter fiksi (*Lyney Genshin Impact, Neuville*) pada kategori PER, serta menggabungkan lokasi geografis nyata (*Indonesia, Amerika Serikat*) dengan lokasi fiktif (*Benteng Meropide, Wakanda, Stardew Valley*) pada kategori LOC.



Gambar 4 Entitas Teratas yang Dikenali NERGrit Berdasarkan Frekuensi

Gambar 4 menyajikan 15 entitas teratas yang paling sering dikenali oleh NERGrit, memberikan gambaran kuantitatif mengenai istilah-istilah paling dominan dalam korpus game. Terlihat bahwa platform digital seperti *Steam*, konsol seperti *PS4*, dan judul game populer seperti *Call of Duty* serta *Genshin Impact* menempati posisi teratas.



Gambar 5 *Word Cloud* Entitas yang Dikenali Model NERGrit pada Korpus Game

Keberhasilan model dalam mendeteksi entitas-entitas kunci ini pada frekuensi tinggi menunjukkan kemampuannya untuk mengidentifikasi token atau frasa yang signifikan dalam domain game. Namun, daftar ini juga mencampuradukkan berbagai jenis entitas, mulai dari platform, produk, perusahaan (*Square Enix*), hingga nama orang (*Muhammad Maulana*) yang menyoroti tantangan awal dalam klasifikasi semantik yang akurat.

Selaras dengan temuan tersebut, gambar 5 memberikan visualisasi yang lebih komprehensif mengenai sebaran entitas yang terdeteksi di seluruh korpus. *Word cloud* ini memperkuat bahwa model NERGrit sangat efektif dalam mengekstraksi istilah-istilah yang relevan dengan dunia game, di mana nama-nama seperti *Steam*, *Genshin Impact*, *Nintendo*, dan *Square Enix* tampak menonjol. Meskipun secara visual menunjukkan keberhasilan dalam deteksi, gambaran ini sekaligus menutupi kelemahan mendasar yaitu keterbatasan skema entitas umum. Banyak dari istilah vital seperti judul game, karakter, atau event gagal dipetakan ke kategori yang spesifik dan bermakna, sehingga kemampuan model untuk memahami konteks dan hubungan antar entitas menjadi terhambat.

3.2 Analisis Hasil Prediksi Model NERGrit pada Korpus Game

Analisis hasil prediksi model NERGrit pada korpus game memperlihatkan pola kesalahan yang bersifat sistematis, bukan acak. Pola tersebut memiliki korelasi kuat dengan ciri linguistik khas pada teks game. Ketergantungan model terhadap pola dari data umum seperti berita menjadi sumber utama kesalahan saat berhadapan dengan istilah, struktur nama, dan konteks khusus domain game. Empat temuan utama menggambarkan korelasi tersebut secara terperinci.

a. Salah Klasifikasi (*Misclassification*)

Model sering keliru menetapkan tipe entitas untuk istilah yang berhubungan dengan nama game, karakter, atau platform. Kesalahan ini terjadi ketika model salah mengklasifikasikan kategori entitas. Misalnya, nama game yang seharusnya diklasifikasikan sebagai MISC (*Miscellaneous*), malah diklasifikasikan sebagai ORG (*Organization*) atau PER (*Person*).

Tabel 7 Hasil Salah Klasifikasi Entitas

Kalimat	Entitas	Prediksi	Seharusnya	Penjelasan Konteks
"Melihat log dari SteamDB via PCGamesN, terdapat perubahan data game Resident Evil Village di platform Steam pada tanggal 11 April."	Steam	ORG	MISC	Dalam konteks ini, "Steam" merujuk pada platform distribusi game, bukan organisasi.
"Jadi tidak mengherankan jika Genshin juga akan kolaborasi dengan berbagai franchise makanan siap saji."	Genshin	ORG	MISC	"Genshin" merupakan singkatan dari <i>Genshin Impact</i> , nama game, bukan organisasi.
"Keller menambahkan, mereka tidak bisa memutar waktu, sehingga strategi tim Overwatch selanjutnya adalah untuk bergerak maju, lalu meningkatkan kualitas dan menambahkan konten di Overwatch 2 ."	Overwatch	ORG	MISC	"Overwatch" di sini adalah judul game, bukan nama organisasi atau tim pengembang.
"Saya makin semangat main MPL Fantasy karena bisa ikutan bertanding	MPL Fantasy	MISC	Game / Platform	"MPL Fantasy" merupakan nama

Kalimat	Entitas	Prediksi	Seharusnya	Penjelasan Konteks
dalam pilihan turnamen dari beberapa liga dunia setiap hari melawan gamer lain, ujar Bain Wong.”				aplikasi/game, bukan sekadar entitas umum (<i>miscellaneous</i>).
“Menurut penjelasannya, ia menghabiskan sebagian besar waktunya di Stardew Valley dengan menanam berbagai jenis <i>mixed seeds</i> .”	Stardew Valley	LOC	MISC	“Stardew Valley” adalah nama game, bukan tempat atau lokasi geografis.

Analisis kesalahan pada tabel 7 menunjukkan bahwa model NERGrit kerap gagal membedakan entitas MISC dari ORG dan LOC, terutama pada konteks domain game. Pola ini menandakan bahwa model masih dipengaruhi oleh asosiasi umum dari korpus berita non-game, misalnya menafsirkan *Steam* atau *Overwatch* sebagai organisasi, bukan judul atau platform game. Kesalahan seperti pada *Stardew Valley* juga memperlihatkan bias semantik karena model mengenali unsur “Valley” sebagai lokasi.

Secara keseluruhan, kesalahan tersebut mencerminkan keterbatasan pemahaman kontekstual domain-spesifik, di mana model belum mampu melakukan disambiguasi makna berdasarkan konteks permainan. Hal ini menunjukkan adanya *domain gap* antara data pelatihan umum dan teks game, sehingga diperlukan adaptasi domain atau penambahan label entitas yang lebih sesuai dengan karakteristik dunia game.

b. Kesalahan Batas Entitas (Boundary Detection Error)

Kesalahan batas entitas menunjukkan bahwa model NERGrit belum mampu mengidentifikasi secara utuh rentang token yang membentuk sebuah nama entitas, terutama pada istilah khas domain game. Pola kesalahan yang muncul umumnya berupa fragmentasi entitas kompleks, seperti pada *Winnie the Pooh* dan *Honkai Star Rail*, di mana model memecah nama menjadi potongan token terpisah akibat lemahnya mekanisme penggabungan antar-token. Hal ini mengindikasikan keterbatasan model dalam memahami struktur multi-kata yang tidak umum ditemukan di korpus berita umum.

Tabel 8 Hasil Kesalahan Batas Entitas

No	Kalimat	Entitas Sebenarnya	Prediksi Salah	Jenis Kesalahan
1	“Yang lucu, penyensoran Winnie the Pooh dari Kingdom Hearts 3 itu disebutsebut cuma dilakukan dengan cara mengaburkannya dengan warna putih alihalih menghilangkannya sekaligus.”	Winnie the Pooh	Winnie [PER], the [MISC], Po [PER], oh [MISC]	Fragmentasi Entitas Kompleks
2	“ HoYoverse sebagai developer dari Honkai Star Rail pastinya akan terus rilis karakter baru melalui setiap updatenya.”	Honkai Star Rail	Hon [MISC], kai [ORG], Star [MISC], Rail [ORG]	Segmentasi Internal
3	“Peter dikisahkan belum andal dan cenderung ceroboh menjadi SpiderMan karena belum memiliki banyak pengalaman.”	SpiderMan	Man [PER]	Entitas Terpotong
4	“Melihat hasil data di atas, tampak bahwa banyak pemain Baldurs Gate 3 tertarik mempelajari build Paladin , berbeda dengan Cleric yang paling underrated di antara kelas lain.”	Paladin, Cleric	Pala [MISC], Cle [MISC], ric [PER]	Fragmentasi Substring

5	"Serangan zombi ini menggunakan mekanisme gelombang wave ala mode zombi di game shooter Call of Duty ."	zombie	Tidak teridentifikasi	Omission / Missed Detection
---	--	--------	-----------------------	-----------------------------

Entitas dengan format penulisan tidak konvensional seperti *SpiderMan* menunjukkan kegagalan dalam mengenali batas internal kata yang menggunakan *camel case*. Kesalahan ini bersumber dari tokenisasi subword yang tidak mampu menyesuaikan diri terhadap gaya penamaan khas industri game. Kasus seperti *zombi* yang tidak teridentifikasi juga menegaskan adanya bias terhadap bentuk leksikal tertentu, di mana model lebih sensitif terhadap ejaan berbahasa Inggris dibandingkan variasi lokal.

Secara keseluruhan, kesalahan batas entitas menyoroti kelemahan model dalam menangkap pola morfologis dan sintaksis yang khas pada domain game, menandakan perlunya penyesuaian tokenisasi dan strategi fine-tuning berbasis konteks domain agar model dapat mengenali entitas secara utuh dan konsisten.

c. Ambiguitas Kontekstual (Contextual Ambiguity)

Kesalahan akibat ambiguitas kontekstual memperlihatkan bahwa model NERGrit belum mampu melakukan interpretasi makna berdasarkan konteks tematik domain game. Model cenderung bergantung pada asosiasi umum dari korpus non-game, sehingga istilah atau jabatan fiktif sering disalahartikan. Misalnya, pada kasus *Pengelola Benteng Meropide*, model memisahkan gelar fiktif menjadi organisasi dan lokasi karena mengikuti pola sintaks berita umum.

Tabel 9 Hasil Entitas Ambiguitas Kontekstual

Jenis Kasus	Kalimat	Prediksi Model	Jenis Kesalahan
Judul Jabatan Dianggap sebagai Organisasi Terpisah	"Berbeda dengan Neuville yang bertindak sebagai hakim untuk para tahanan, Wriothesley Genshin Impact bekerja sebagai Pengelola Benteng Meropide , sebuah tempat untuk mengurung para pelaku kriminal."	Pengelola [ORG], Benteng Meropide [LOC]	Salah interpretasi struktur jabatan sebagai dua entitas terpisah
Istilah Spesifik Turnamen Tidak Dikenali Sepenuhnya	"Beberapa tim yang tidak ada di MPL juga mengikuti pertandingan Season ini serta 2 tim mengikuti Playin dan 2 tim lainnya dari open qualifier dengan total 17 Tim yang bertanding."	Play [MISC]	Fragmentasi istilah teknis (<i>Play-in</i>)
Deskripsi Peran Kompleks Dianggap Kumpulan Organisasi	"Itu karena artist Lowlight yang membuat desain karakter Kaltsit tersebut tidak lain dan tidak bukan adalah Hai Mao selaku Founder, Vice President and the Head Producer Arknights ."	er [ORG], President [ORG], the Head Producer Arknights [ORG]	Salah tafsir jabatan sebagai entitas organisasi
Terminologi Umum dengan Makna Khusus dalam Game	"Karena aksinya yang tak sabaran tersebut, dia dipecat tepat pada 11 April silam, kurang lebih 2 minggu setelah konferensi gameplay Tears of the Kingdom diperlihatkan."	konferens [MISC]	Generalisasi istilah domain menjadi kata benda umum
Entitas Fiktif Disamakan dengan Entitas Dunia Nyata	"Berdasarkan alur cerita di dalam game, Injustice 2 kembali mengisahkan perseteruan antara Superman dan Batman yang menyebabkan ketidakseimbangan di Justice League ."	Justice [ORG], League [LOC]	Pemecahan entitas fiktif menjadi dua bagian dunia nyata

Kasus *Play-in* dan *Justice League* menunjukkan bahwa model gagal mengenali istilah dan nama fiktif yang seharusnya dianggap sebagai satu kesatuan semantik. Pola ini mengindikasikan keterbatasan representasi konteks dalam menangkap entitas domain-spesifik dan istilah berfrekuensi rendah, seperti terminologi turnamen atau nama organisasi dalam dunia fiksi.

Selain itu, kesalahan pada kata “konferensi” menggambarkan reduksi semantik, di mana model hanya mengenali kata umum tanpa mempertimbangkan makna khususnya dalam konteks industri game. Secara keseluruhan, pola kesalahan ini menegaskan bahwa model belum memiliki kapasitas pemahaman konseptual terhadap dunia game dan memerlukan *contextual fine-tuning* agar mampu menyesuaikan interpretasi entitas dengan konteks naratif dan terminologi domain secara lebih akurat.

d. Lainnya (termasuk Tidak Teridentifikasi & Kasus Campuran)

Kategori *Lainnya* mencerminkan kasus-kasus yang tidak dapat diklasifikasikan secara tunggal karena melibatkan ketidakmampuan model dalam mendeteksi entitas atau campuran dari beberapa tipe kesalahan sebelumnya. Kesalahan ini sering muncul pada entitas yang memiliki struktur nama panjang, kompleks, atau berformat khas dunia game. Misalnya, *Redfall* sama sekali tidak dikenali karena kemungkinan frekuensi kemunculannya rendah dalam korpus pelatihan, sedangkan *Nintendo Switch 2* hanya dikenali sebagian akibat batas entitas yang tidak akurat.

Tabel 10 Hasil Entitas Lainnya / Tidak Teridentifikasi

Jenis Kasus	Kalimat	Entitas Sebenarnya	Hasil / Prediksi Model	Jenis Kesalahan
Tidak Teridentifikasi	“Mencari karyawan baru yang ahli dalam game multiplayer pun jauh dari harapan karena lokasi studio dan juga Redfall saat itu belum diumumkan secara resmi.”	Redfall	Tidak teridentifikasi	Gagal deteksi entitas tunggal
Sebagian Teridentifikasi (Boundary Error)	“Kesuksesan tersebut sepertinya juga akan membuahkan konsol baru melalui Nintendo Switch 2 .”	Nintendo Switch 2	Teridentifikasi sebagian sebagai <i>Nintendo Switch</i> [MISC]	Kesalahan batas entitas
Nama Game Panjang & Kompleks	“Game tersebut sukses menggeser posisi The Legend of Zelda Tears of the Kingdom sebagai game dengan rating tertinggi di 2023 di mana game eksklusif Nintendo Switch itu sebelumnya mendapat skor 96 di <i>Metacritic</i> .”	The Legend of Zelda Tears of the Kingdom	Teridentifikasi sebagian / tidak konsisten	Kesalahan pada entitas multi-token panjang
Kasus Campuran (Boundary + Misclassification)	“Berdasarkan alur cerita di dalam game, Injustice 2 kembali mengisahkan perseteruan antara	Justice League	Justice [ORG], League [LOC]	Kombinasi kesalahan batas dan klasifikasi

	<i>Superman dan Batman yang menyebabkan ketidakseimbangan di Justice League.</i>			
--	---	--	--	--

Kasus seperti *The Legend of Zelda Tears of the Kingdom* menunjukkan tantangan yang lebih serius: semakin panjang dan berlapis struktur nama, semakin besar kemungkinan model kehilangan konsistensi dalam penandaan. Hal ini menandakan bahwa panjang dan kompleksitas sintaktis entitas berpengaruh langsung terhadap keberhasilan prediksi. Sementara itu, kasus *Justice League* menjadi contoh khas *mixed error*, yakni perpaduan antara kesalahan batas dan klasifikasi. Model memecah nama menjadi dua token dan memberikan label berbeda (ORG dan LOC), yang menunjukkan bahwa pemrosesan kontekstual antar-token belum terintegrasi secara utuh.

Secara keseluruhan, kesalahan dalam kategori ini memperkuat temuan bahwa kelemahan model tidak hanya terletak pada satu jenis kesalahan tertentu, tetapi juga pada keterbatasan pemahaman holistik terhadap struktur dan konteks entitas kompleks dalam domain game. Pendekatan perbaikan yang disarankan mencakup penambahan data pelatihan dengan variasi entitas panjang serta adaptasi tokenisasi yang lebih kontekstual.

3.3 Skema Pengembangan NER Domain Game Berbahasa Indonesia

Hasil analisis pada subbab sebelumnya menegaskan bahwa model NERGrit masih belum mampu menyesuaikan diri dengan karakteristik linguistik domain game. Kegagalan dalam mengenali batas entitas, ambiguitas kategori, dan kesalahan klasifikasi sistematis memperlihatkan keterbatasan skema entitas umum yang hanya mencakup label PER, ORG, LOC, dan MISC. Kondisi ini menunjukkan perlunya arah pengembangan yang lebih terstruktur untuk membangun sistem NER yang benar-benar kontekstual terhadap teks game berbahasa Indonesia.

a. Kelemahan Skema Entitas Umum

Model NERGrit menunjukkan ketergantungan tinggi pada label umum yang tidak dirancang untuk menangani terminologi game. Akibatnya, istilah seperti nama game, platform, dan kompetisi sering diklasifikasikan sebagai MISC, meskipun secara semantik memiliki fungsi yang berbeda. Kesalahan ini memperlihatkan bahwa model hanya mengenali pola bentuk kata tanpa memahami konteks domainnya.

Tabel 11 Kesalahan Klasifikasi Berdasarkan Hasil Prediksi

Entitas	Label Model	Label Ideal	Keterangan
Square Enix	MISC	COMPANY	Perusahaan pengembang dan penerbit game
Steam	MISC	PLATFORM	Platform distribusi digital
Unreal Engine	MISC	TECHNOLOGY	Nama teknologi game
MPL Indonesia	MISC	EVENT	Kompetisi e-sports
Genshin Impact	MISC	GAME	Nama game populer

Kelemahan pada tabel 11 menunjukkan perlunya redefinisi label agar dapat menggambarkan relasi semantik antarentitas secara lebih tepat. Tanpa skema yang sesuai, model akan terus mengelompokkan istilah penting ke kategori umum, sehingga kehilangan nilai analisis yang sebenarnya.

b. Kebutuhan terkait Skema Entitas Domain Game

Sebagai tindak lanjut dari hasil evaluasi, penelitian ini mengusulkan skema konseptual untuk pengembangan sistem NER khusus domain game berbahasa Indonesia. Skema ini berfokus pada perluasan skema entitas agar mampu merepresentasikan entitas khas industri game yang tidak tercakup dalam kategori umum seperti PER, ORG, dan LOC. Tabel 12 merangkum usulan tipe entitas baru beserta deskripsi dan contohnya.

Tabel 12 Usulan Skema Entitas untuk Domain Game

Kategori	Deskripsi	Contoh
GAME	Judul atau seri game	<i>Genshin Impact, Elden Ring</i>
COMPANY	Pengembang atau penerbit game	<i>Square Enix, Agate</i>
PLATFORM	Platform distribusi atau konsol	<i>Steam, PlayStation</i>
EVENT	Kompetisi atau pameran game	<i>MPL Indonesia, Tokyo Game Show</i>
CHARACTER	Tokoh dalam game	<i>Link, Mario</i>
FEATURE	Mekanik atau sistem permainan	<i>Battle Pass, Skill Tree</i>
ITEM/OBJECT	Barang atau senjata dalam game	<i>Master Sword, Potion</i>
LOCATION_IN_GAME	Lokasi fiktif dalam game	<i>Teyvat, Hyrule</i>
TECHNOLOGY	Teknologi yang digunakan	<i>Unity 3D, Unreal Engine</i>

Penerapan skema ini memungkinkan model mengenali hubungan semantik antarentitas, seperti keterkaitan antara GAME dengan COMPANY, atau antara PLATFORM dengan TECHNOLOGY. Peningkatan skema anotasi juga membuka jalan bagi penyusunan dataset beranotasi domain game yang dapat digunakan untuk *fine-tuning* model NER secara lebih kontekstual dan adaptif..

4. KESIMPULAN

Evaluasi model NERGrit terhadap korpus teks industri game berbahasa Indonesia secara definitif mengonfirmasi dampak signifikan dari fenomena *domain shift*. Meskipun mampu mendeteksi sejumlah entitas, akurasi klasifikasi model sangat rendah, yang ditandai oleh dominasi kategori MISC sebesar 61,8%. Analisis analitis menunjukkan bahwa kegagalan ini bukan bersifat acak, melainkan berakar pada karakteristik linguistik yang khas dalam domain game. Tiga kelemahan utama teridentifikasi: (1) kegagalan sistematis dalam menangani entitas multi-kata yang panjang dan kompleks, yang menjadi pemicu utama kesalahan batas entitas; (2) misklasifikasi yang konsisten terhadap terminologi fundamental seperti nama GAME, PLATFORM, dan EVENT ke dalam kategori MISC; dan (3) ketidakmampuan untuk mengatasi ambiguitas kontekstual, terutama dalam membedakan entitas fiksi dan nyata.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang jelas. Pertama, ukuran korpus yang digunakan (200 kalimat) bersifat terbatas dan mungkin belum merepresentasikan seluruh keragaman linguistik ekosistem game Indonesia. Kedua, evaluasi hanya dilakukan terhadap satu model (NERGrit) tanpa perbandingan dengan *baseline* model NER umum lainnya. Ketiga, analisis kesalahan bergantung pada evaluasi kualitatif-manual yang, meskipun mendalam, tidak menghasilkan metrik standar seperti *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* karena ketiadaan *gold standard dataset*. Terakhir, penelitian ini berhenti pada tahap usulan skema entitas baru dan belum mengujinya melalui implementasi dan pelatihan model. Keterbatasan ini membuka jalan bagi penelitian lanjutan yang lebih komprehensif.

5. SARAN

Berdasarkan temuan dan keterbatasan dalam penelitian ini, beberapa arah penelitian lanjutan yang sangat disarankan adalah sebagai berikut:

1. Pengembangan Skema Entitas dan Korpus Beranotasi: Langkah paling krusial adalah membangun skema entitas baru yang dirancang khusus untuk domain game, mencakup kategori granular seperti GAME, COMPANY, PLATFORM, EVENT, CHARACTER, FEATURE, ITEM, LOCATION_IN_GAME, dan TECHNOLOGY. Berdasarkan skema ini, perlu dibangun sebuah korpus berskala besar dalam bahasa Indonesia yang dianotasi secara manual. Dataset ini akan menjadi fondasi untuk melatih (*training*) atau menyempurnakan (*fine-tuning*) model NER yang jauh lebih akurat dan relevan.
2. Investigasi Arsitektur Model untuk Entitas Multi-Kata: Mengingat tingginya tingkat kesalahan batas entitas, penelitian mendatang dapat mengeksplorasi arsitektur model yang lebih efektif dalam menangani deteksi batas entitas majemuk (*multi-word entity boundary detection*) [23]. Teknik seperti penggunaan arsitektur berbasis *span recognition* atau mekanisme atensi yang lebih canggih dapat diinvestigasi untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali frasa panjang secara utuh.
3. Integrasi Teknik *Entity Linking*: Untuk mengatasi masalah ambiguitas antara entitas fiksi dan nyata, penelitian selanjutnya dapat mengintegrasikan teknik *entity linking* [24]. Proses ini akan menautkan entitas yang terdeteksi (misalnya, "Neuville") ke sebuah basis pengetahuan (*knowledge base*) seperti Wikidata atau basis data game spesifik (misalnya, Fandom wiki). Hal ini memungkinkan model untuk membedakan secara otomatis antara "Ananda Pratama" (seorang jurnalis nyata) dan "Neuville" (karakter game).

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang tulus kepada semua pihak yang telah mendukung penelitian ini sebagai dasar tesis Magister penulis pertama. Ucapan terima kasih mendalam disampaikan kepada para pembimbing, Zainal Abidin dan Ririen Kusumawati, atas bimbingan, masukan, dan dorongan berharga selama proses penelitian. Ucapan khusus ditujukan kepada Zainal Abidin yang tidak hanya berperan sebagai pembimbing, tetapi juga sebagai arsitek konseptual utama serta pemberi dukungan finansial pribadi yang memungkinkan penelitian ini terlaksana. Kami juga berterima kasih kepada Program Studi Magister Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang atas lingkungan akademik yang kondusif, serta kepada Clay Game Studio atas wawasan industri yang memperkuat relevansi praktis penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Gunawan, A. Hidayatullah, and A. Hidayat, "Pengembangan E-Sport dan Industri Gaming Menggunakan Analisis SWOT," *Jurnal Syntax Transformation*, vol. 2, no. 04, pp. 409–421, Apr. 2021, doi: 10.46799/jst.v2i4.266.
- [2] M. A. Ahdiyat and others, "Analisis Keterlibatan Komunitas dalam Industri Permainan Daring di Indonesia," *Interaksi: Jurnal Ilmu Komunikasi*, vol. 7, no. 2, pp. 105–115, 2018.

-
- [3] V. Fazrian, T. Suprpti, and R. Narasati, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Aplikasi Game Multiplayer Online Battle Arena," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 1005–1012, 2024.
 - [4] M. S. Hossain, N. Nayla, and A. A. Rassel, "Product market demand analysis using nlp in banglish text with sentiment analysis and named entity recognition," in *2022 56th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, 2022, pp. 166–171.
 - [5] R. Madani and A. Ez-zahout, "A review-based context-aware recommender systems: using custom NER and factorization machines," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 3, 2022.
 - [6] B. Xu and S. Zheng, "Economic data analysis and application based on NER recognition technology," in *Proceedings of the 2024 5th International Conference on Big Data Economy and Information Management*, 2024, pp. 491–496.
 - [7] B. Wilie *et al.*, "IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding," Sep. 2020.
 - [8] D. Hoesen and A. Purwarianti, "Investigating Bi-LSTM and CRF with POS Tag Embedding for Indonesian Named Entity Tagger," in *2018 International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, IEEE, Nov. 2018, pp. 35–38. doi: 10.1109/IALP.2018.8629158.
 - [9] Y. Gultom and W. C. Wibowo, "Automatic open domain information extraction from Indonesian text," in *2017 International Workshop on Big Data and Information Security (IWBIS)*, 2017, pp. 23–30.
 - [10] B. Y. Lin and W. Lu, "Neural adaptation layers for cross-domain named entity recognition," *arXiv preprint arXiv:1810.06368*, 2018.
 - [11] P. Rykała, "The growth of the gaming industry in the context of creative industries," *Biblioteka Regionalisty*, no. 20, pp. 124–136, 2020.
 - [12] E. Goh, O. Al-Tabbaa, and Z. Khan, "Unravelling the complexity of the Video Game Industry: An integrative framework and future research directions," *Telematics and Informatics Reports*, vol. 12, p. 100100, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.teler.2023.100100.
 - [13] C. Politowski, F. Petrillo, G. C. Ullmann, and Y.-G. Guéhéneuc, "Game industry problems: An extensive analysis of the gray literature," *Inf Softw Technol*, vol. 134, p. 106538, 2021.
 - [14] P. Singhal, R. Walambe, S. Ramanna, and K. Kotecha, "Domain adaptation: challenges, methods, datasets, and applications," *IEEE access*, vol. 11, pp. 6973–7020, 2023.
 - [15] S. Ben-David, J. Blitzer, K. Crammer, A. Kulesza, F. Pereira, and J. W. Vaughan, "A theory of learning from different domains," *Mach Learn*, vol. 79, no. 1, pp. 151–175, 2010.

-
- [16] L. Chiticariu, R. Krishnamurthy, Y. Li, F. Reiss, and S. Vaithyanathan, "Domain adaptation of rule-based annotators for named-entity recognition tasks," in *Proceedings of the 2010 conference on empirical methods in natural language processing*, 2010, pp. 1002–1012.
 - [17] T. Zhang, C. Xia, P. S. Yu, Z. Liu, and S. Zhao, "PDALN: Progressive domain adaptation over a pre-trained model for low-resource cross-domain named entity recognition," in *EMNLP*, 2021.
 - [18] A. Setiawan, Z. Abidin, and M. Imamudin, "Impact of Preprocessing on Indonesian Extractive Summarization Using LexRank, TextRank, DivRank, and Cosine Similarity," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 9, no. 4, pp. 2311–2321, 2025.
 - [19] A. Conneau *et al.*, "Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale," *CoRR*, vol. abs/1911.02116, 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1911.02116>
 - [20] Mufathurrohman, "roberta-finetuned-ner-nergrit-8H," 2024.
 - [21] Hugging Face, "Hugging Face — The AI community building the future," 2016.
 - [22] M. Fatchurrohman and Z. Abidin, "Ekstraksi teks otomatis dari halaman web berbahasa Indonesia guna membantu mempercepat penyusunan korpus," *Research Collections*, 2010.
 - [23] H. A. Nayel, H. L. Shashirekha, H. Shindo, and Y. Matsumoto, "Improving multi-word entity recognition for biomedical texts," *arXiv preprint arXiv:1908.05691*, 2019.
 - [24] W. Shen, J. Wang, and J. Han, "Entity linking with a knowledge base: Issues, techniques, and solutions," *IEEE Trans Knowl Data Eng*, vol. 27, no. 2, pp. 443–460, 2014.