

Systematic Literature Review Penerapan Physics-Informed Machine Learning untuk Analisis Seismisitas dan Bahaya Gempa Bumi

Abdul Hakim Prima Yuniarto^{1,*}, Fandy Setyo Utomo¹, Giat Karyono²

¹Program Studi Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto, Indonesia

¹Program Studi Teknik Elektro, Sekolah Tinggi Teknik Wiworotomo, Purwokerto, Indonesia

Email: ^{1,*}a.hakim.py@gmail.com, ²fandy_setyo_utomo@amikompurwokerto.ac.id, ³giatkaryono@amikompurwokerto.ac.id

Email Penulis Korespondensi: a.hakim.py@gmail.com*

Submitted: 23/05/2026; Accepted: 25/06/2026; Published: 30/06/2026

Abstrak—Pendekatan *machine learning* konvensional yang murni berbasis data dalam bidang seismologi sering kali menghasilkan model kotak hitam yang melanggar hukum fisika dasar serta memerlukan data pelabelan masif. Sebagai solusi, paradigma *Physics-Informed Machine Learning* (PIML) hadir mengintegrasikan pengetahuan domain fisis ke dalam arsitektur kecerdasan buatan. Penelitian ini bertujuan melakukan tinjauan literatur sistematis (*Systematic Literature Review/SLR*) untuk memetakan mekanisme integrasi, kluster parameter, dampak komputasi, serta kesenjangan riset dari penerapan PIML pada analisis kegunaan. Melalui evaluasi terstruktur terhadap 36 studi utama rentang 2021–2026, hasil analisis menunjukkan bahwa integrasi hukum fisika dominan dilakukan melalui modifikasi fungsi kerugian memanfaatkan residu persamaan diferensial parsial. Penerapan paradigma ini pada sejumlah studi terbukti mampu meningkatkan efisiensi komputasi serta mempercepat waktu simulasi numerik dibandingkan dengan metode konvensional, serta menyajikan pemodelan tanpa jaring yang stabil pada frekuensi tinggi. Namun, analisis kesenjangan mengungkap adanya ketergantungan pada skema terpandu deterministik. Riset ini merekomendasikan arah pengembangan masa depan pada integrasi metode *unsupervised* dan konstrain statistik seismologi guna menjamin kemasukakalan fisis model.

Kata Kunci: Gempa Bumi; Physics-Informed Machine Learning; Physics-Informed Neural Networks; Seismologi; Tinjauan Literatur Sistematis.

Abstract—Conventional, purely data-driven machine learning approaches in seismology often produce black-box models that violate fundamental physical laws and require massive data labeling. As a solution, the Physics-Informed Machine Learning (PIML) paradigm integrates physical domain knowledge into artificial intelligence architectures. This study aims to conduct a systematic literature review (SLR) to map the integration mechanisms, parameter clusters, computational impacts, and research gaps of PIML applications in seismic analysis. Through a structured evaluation of 36 primary studies 2021–2026, the analysis shows that the integration of physical laws is predominantly achieved through a modification of the loss function utilizing residuals of partial differential equations. The application of this paradigm in a number of studies has been proven to enhance computational efficiency and accelerate numerical simulation times compared to conventional methods and provides stable mesh-free modeling at high frequencies. However, the gap analysis reveals a reliance on deterministic guided schemes. This research recommends future development directions for integrating unsupervised methods and seismological statistical constraints to ensure the physical plausibility of the models.

Keywords: Earthquakes; Physics-Informed Machine Learning; Physics-Informed Neural Networks; Seismology; Systematic Literature Review.

1. PENDAHULUAN

Kecerdasan buatan (AI) telah membawa transformasi signifikan pada sains kebumih, namun penerapan *machine learning* murni dalam analisis seismisitas menghadapi masalah fundamental. Model AI konvensional umumnya bertindak sebagai *black-box* yang sangat bergantung pada pendekatan statistik berbasis data. Pendekatan ini memiliki kelemahan inheren yaitu arsitekturnya sulit dijelaskan secara logis, membutuhkan data berlabel masif yang jarang tersedia di lapangan, rentan terhadap *noise*, dan sering menghasilkan prediksi yang melanggar hukum fisika dasar. Lebih jauh lagi, ketergantungan pada model *black-box* ini menciptakan celah dalam akuntabilitas fisis, sehingga diperlukan kerangka kerja *Explainable AI* yang mengedepankan transparansi dan etika komputasi untuk memastikan hasil prediksi dapat diinterpretasikan secara saintifik [1]. Akibatnya, AI konvensional gagal melakukan ekstrapolasi akurat terhadap kejadian ekstrem di luar data pelatihan historisnya, seperti memprediksi siklus gempa *megathrust* atau anomali gempa bermagnitudo raksasa. Sebagai solusi atas kendala komputasi dan hilangnya kausalitas fisis tersebut, muncul paradigma *Physics-Informed Machine Learning* (PIML). PIML menyajikan pendekatan alternatif dengan mengintegrasikan pengetahuan domain fisika langsung ke dalam kerangka kerja AI. Secara teknis, PIML bekerja dengan menyuntikkan persamaan matematika, seperti residu Persamaan Diferensial Parsial (PDE), ke dalam fungsi kerugian sebagai penalti jika prediksi menyimpang dari aturan fisis. Strategi hibrida ini, yang memadukan kekuatan algoritma *data-driven* dengan rigour hukum sains fisik, menjadi salah satu pendekatan alternatif bagi peneliti dalam membangun model prediksi yang tidak hanya akurat secara statistik, tetapi juga koheren dengan prinsip dasar ilmu fisis [2]. Integrasi juga dapat dilakukan melalui modifikasi arsitektur jaringan atau injeksi fitur parameter fisika. Melalui paradigma ini, fisika bertindak sebagai penuntun yang mengubah AI dari sekadar pencari pola statistik menjadi sistem pemodelan kausal. PIML terbukti mampu melatih model secara presisi meski dengan data terbatas, mempercepat waktu komputasi secara signifikan, menyajikan stabilitas pada frekuensi tinggi, dan patuh pada batasan fisis dunia nyata.

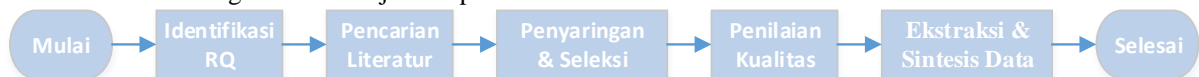
Seiring pesatnya perkembangan PIML, beberapa penelitian telah mengulas tren penggunaannya dalam sains komputasi. Namun, kajian literatur tersebut umumnya berfokus pada skala makro fisika teoretis. Studi tinjauan oleh Karniadakis dan Ren sangat komprehensif, tetapi lebih menitikberatkan pada dinamika fluida dan mekanika material [3], [4], sehingga belum mengeksplorasi kompleksitas medium bawah permukaan. Di ranah ilmu kebumihan, terdapat artikel ulasan yang telah mendiskusikan integrasi AI, namun cakupannya terlalu luas karena mencampuradukkan seismologi dengan hidrologi dan ilmu atmosfer [5] yang memiliki karakteristik berbeda. Fondasi integrasi AI dalam geosains memang telah dirintis pada tahap embrionik oleh literatur terdahulu yang tetap relevan sebagai rujukan historis [6], [7]. Sementara itu, dari sisi riset primer, penerapan PIML yang dirancang khusus untuk mengatasi rintangan seismologi mulai bertumbuh pesat. Contohnya adalah pemecahan masalah inversi profil kecepatan gelombang geser bawah permukaan menggunakan *Physics-Guided Neural Network* [8], serta simulasi perambatan gelombang seismik multi-sumber yang diintegrasikan melalui analisis *Neural Tangent Kernel* [9]. Meskipun banyak literatur teknis PIML di bidang gempa bumi yang telah diterbitkan dalam berbagai jurnal ilmiah, kajian-kajian tersebut masih terpisah-pisah dan belum dikelompokkan dengan rapi. Kondisi ini menyulitkan para peneliti untuk memetakan arah riset ke depan. Oleh karena itu, terdapat kesenjangan riset yang tajam hingga saat ini, belum ada Tinjauan Literatur Sistematis komprehensif yang secara khusus mengumpulkan, mengelompokkan cara memasukkan hukum fisika, serta melihat dampak hitungan komputasinya pada data gempa bumi. Ringkasan menyeluruh dalam artikel ini sangat dibutuhkan agar semua penelitian yang terpisah tersebut bisa disatukan menjadi satu panduan yang jelas untuk penelitian ke depan.

Berangkat dari kesenjangan tinjauan literatur yang urgen tersebut, penelitian SLR ini bertujuan untuk mengevaluasi, menyintesis, dan membedah secara sistematis 36 studi primer berkualitas tinggi yang berfokus pada metode PIML. Pengumpulan dan ekstraksi literatur dilakukan secara ketat dan menyeluruh melalui pangkalan data *ScienceDirect*, *Springerlink*, dan *IEEE Explore* dengan batasan terbitan lima tahun terakhir (2021–2026). Evaluasi ini dipandu oleh standar internasional PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) untuk memastikan transparansi dan reproduktibilitas temuan. Secara spesifik, penelitian ini diarahkan untuk menjawab tiga tujuan utama: mengetahui mekanisme integrasi batasan fisik ke dalam model *machine learning* untuk pemodelan data seismik, mengetahui parameter fisik seismologi yang diintegrasikan ke dalam model *machine learning*, mengetahui peran penerapan *Physics-Informed Machine Learning* (PIML) dalam hasil pemodelan data seismik. Melalui kajian terpusat ini, diharapkan hasil SLR dapat mengonsolidasikan wawasan yang terfragmentasi menjadi satu kerangka pemahaman yang kohesif dan aplikatif. Harapan utamanya, luaran riset ini dapat menyajikan peta jalan literatur yang mampu memandu dalam menentukan arah riset lanjutan yang strategis. Langkah sistematis ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata yang signifikan bagi perkembangan ilmu pengetahuan. Hal ini menjadi pijakan esensial untuk mewujudkan sistem peringatan dini bahaya gempa bumi yang tidak hanya tangkas secara performa komputasi, tetapi juga rasional dan dapat dipertanggungjawabkan secara realitas fisis.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Metodologi Tinjauan Literatur Sistematis dalam penelitian ini dilakukan secara terstruktur melalui lima tahapan utama untuk menjamin transparansi, akuntabilitas, dan reproduktibilitas temuan. Alur tahapan dirancang secara berurutan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

- Identifikasi Pertanyaan Penelitian: Tahap awal dimulai dengan merumuskan tiga pertanyaan penelitian utama (RQ1, RQ2, dan RQ3) yang berfokus pada pemetaan mekanisme integrasi, klusterisasi parameter fisis, serta analisis dampak komputasi dari penerapan PIML dalam seismologi.
- Strategi Pencarian Literatur: Melakukan penelusuran artikel ilmiah secara sistematis pada pangkalan data utama *ScienceDirect*, *Springerlink*, dan *IEEE Explore* menggunakan kombinasi kata kunci yang relevan dengan batasan waktu terbitan lima tahun terakhir (2021–2026).
- Penyaringan dan Seleksi: Menyaring hasil pencarian berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi yang ketat. Proses evaluasi makro dilakukan pada judul dan abstrak, dilanjutkan dengan evaluasi mikro melalui pembacaan teks lengkap dipandu oleh diagram alir standar PRISMA.
- Penilaian Kualitas: Menguji kelayakan artikel terpilih menggunakan empat instrumen penilaian kualitas untuk memastikan bahwa hanya studi dengan metodologi valid dan kontribusi signifikan yang dimasukkan ke dalam analisis akhir.
- Ekstraksi dan Sintesis Data: Melakukan tabulasi data terhadap 36 artikel utama yang lolos seleksi ke dalam tabel ekstraksi, kemudian menyintesis temuan tersebut secara kritis untuk menjawab seluruh pertanyaan penelitian serta merumuskan arah riset masa depan.

2.2 Protokol Pencarian

Pencarian literatur dilakukan secara komprehensif melalui basis data akademik bereputasi tinggi, dengan fokus utama pada *ScienceDirect*, *Springerlink*, dan *IEEE Explore*. Pemilihan ketiga basis data didasarkan pada cakupan jurnal primer yang sangat luas, reputasi indeksasi internasional yang diakui, serta relevansi tinggi terhadap interseksi ilmu komputer dan seismologi. Proses pencarian dan pengunduhan artikel dilakukan secara bertahap, di mana basis data *ScienceDirect* diakses pada tanggal 6 Mei 2026, sedangkan basis data *SpringerLink* dan *IEEE Explore* diakses pada tanggal 15 Juni 2026. Kata kunci dirancang secara spesifik dengan menggabungkan operator *Boolean* (AND, OR) untuk mencakup dua domain utama, metode kecerdasan buatan berbasis fisika dan domain seismologi kegempaan. Berikut adalah kombinasi *search string* yang digunakan: ("*physics-informed*" OR "*physics-guided*" OR "*PINN*") AND ("*machine learning*" OR "*neural network*" OR "*deep learning*") AND ("*seismic*" OR "*seismicity*" OR "*earthquake*").

2.3 Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Untuk memastikan literatur yang diulas benar-benar relevan dengan *Research Questions*, diterapkan batasan melalui kriteria inklusi dan eksklusi berikut:

Tabel 1. Kriteria Inklusi dan Eksklusi

No	Kriteria Inklusi	Kriteria Eksklusi
1	Artikel yang diterbitkan antara Januari 2021 hingga April 2026.	Artikel yang diterbitkan sebelum tahun 2021.
2	Artikel hasil pencarian dari database <i>ScienceDirect</i> , <i>Springerlink</i> , dan <i>IEEE Explore</i> .	Artikel yang berasal dari database selain <i>ScienceDirect</i> , <i>Springerlink</i> , dan <i>IEEE Explore</i> .
3	Hanya <i>Original Research Article</i> yang telah melalui proses <i>peer-review</i> .	Artikel <i>Review</i> , prosiding, buku, bab buku, editorial, atau disertasi.
4	Artikel yang ditulis secara lengkap dalam Bahasa Inggris.	Artikel yang ditulis dalam bahasa selain Bahasa Inggris.
5	Fokus pada integrasi batasan fisik atau model berbasis fisik ke dalam algoritma <i>machine learning</i> pada domain seismologi kegempaan.	Model <i>machine learning</i> murni berbasis data tanpa komponen batasan fisik atau studi seismologi konvensional.

2.4 Proses Seleksi Studi

Proses seleksi literatur dilakukan dalam tiga fase utama sesuai standar PRISMA [10]:

- Identifikasi (*Identification*): Mengumpulkan catatan literatur mentah yang diidentifikasi secara langsung dari database. Pada tahap awal ini, filter native pada masing-masing database diterapkan untuk menyaring tahun publikasi (2021-2026) dan jenis artikel (*Research articles*).
- Penyaringan (*Screening*): Meninjau judul dan abstrak dari setiap artikel yang tersisa untuk memastikan relevansinya. Artikel yang dianggap relevan kemudian dicari versi teks penuhnya. Setelah diunduh, artikel dibaca secara utuh untuk diasesmen kelayakannya berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi yang telah ditetapkan. Artikel yang tidak memenuhi syarat secara otomatis dieksklusi dan dicatat alasannya.
- Diikutsertakan (*Included*): Tahap akhir di mana artikel-artikel final dikumpulkan untuk diekstraksi datanya dan dibahas guna menjawab ketiga Pertanyaan Penelitian.

2.5 Ekstraksi Data

Artikel yang telah memenuhi seluruh kriteria akan diekstraksi datanya menggunakan format tabel standar. Informasi yang dikumpulkan meliputi metadata artikel, pendekatan algoritma dasar yang digunakan, mekanisme integrasi fisika ke dalam model, jenis parameter fisik yang dilibatkan, dan evaluasi terkait peran atau dampak PIML dalam pemodelan data seismik.

2.6 Penilaian Kualitas (*Quality Assessment / QA*)

Evaluasi kualitas metodologis dilakukan pada setiap artikel menggunakan rubrik skor (1.0 = Ya; 0.5 = Sebagian; 0.0 = Tidak). Dasar penyusunan keempat kriteria ini disusun secara mandiri untuk mengukur tingkat kejelasan masalah, kedalaman teknik integrasi, ketegasan parameter fisika, serta pembuktian hasil pada masing-masing studi. Artikel dengan total skor 2.5 – 4.0 dinyatakan layak untuk tahap sintesis data, sedangkan artikel dengan skor < 2.5 dieksklusi dari tinjauan ini. Penilaian rubrik skor didasari oleh kriteria berikut:

- QA 1: Relevansi Masalah dan Urgensi PIML
 - 1.0: Menjelaskan masalah seismologi secara spesifik dan memberikan justifikasi kuat perlunya pendekatan PIML.
 - 0.5: Masalah seismologi disebutkan, namun urgensi penggunaan PIML dijelaskan secara umum/dangkal.
 - 0.0: Tidak menjelaskan masalah spesifik atau alasan penggunaan PIML.
- QA 2: Mekanisme Integrasi Fisika (Menjawab RQ 1)
 - 1.0: Penjelasan teknis/matematis mengenai integrasi fisika (misal: loss function, arsitektur) sangat detail.
 - 0.5: Pendekatan integrasi disebutkan, namun penjabaran teknisnya kurang mendalam/sulit direplikasi.

3. 0.0: Menyebutkan PIML tanpa penjelasan teknis bagaimana elemen fisika diintegrasikan.
- c. QA 3: Kejelasan Parameter Fisik (Menjawab RQ 2)
 1. 1.0: Mendefinisikan parameter atau hukum fisika (misal: persamaan gelombang, hukum friksi) dengan sangat jelas.
 2. 0.5: Menggunakan parameter fisika, namun tidak rincinya secara spesifik dalam konteks pemodelan.
 3. 0.0: Tidak menyebutkan atau mendefinisikan parameter fisik yang digunakan.
- d. QA 4: Pembuktian Peran PIML (Menjawab RQ 3)
 1. 1.0: Mendemonstrasikan keunggulan PIML melalui metrik kinerja, validasi fisis, atau efisiensi dibandingkan baseline.
 2. 0.5: Menyajikan hasil yang baik, namun analisis mengenai kontribusi spesifik komponen fisika kurang ditekankan.
 3. 0.0: Hanya menyajikan hasil akhir tanpa evaluasi nilai tambah dari integrasi batasan fisika.

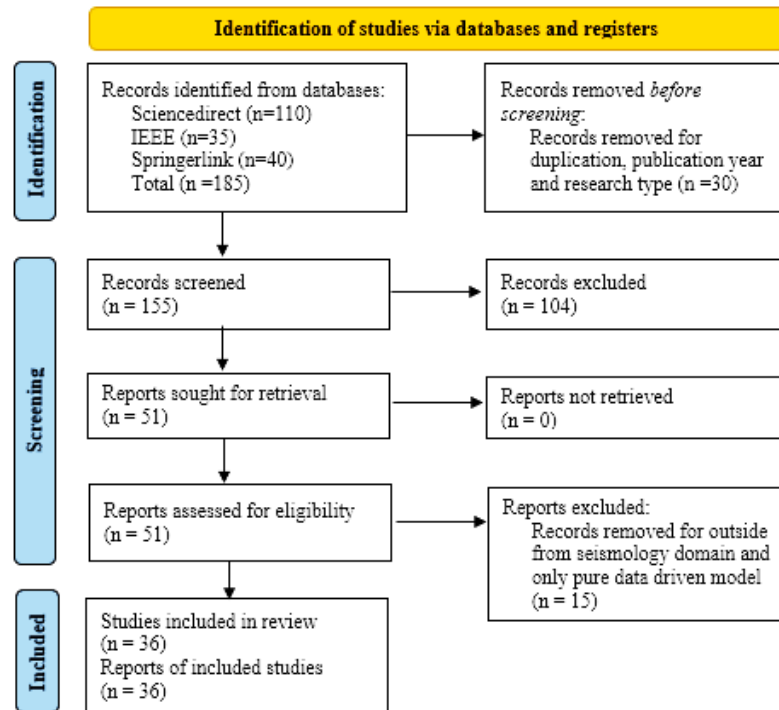
Hasil penilaian kualitas secara kuantitatif untuk masing-masing dari 36 studi utama yang terpilih diintegrasikan secara transparan sebagai kolom pelengkap pada Tabel Ekstraksi Data (Tabel 2) yang disajikan pada Bab 3. Secara akumulatif, terdapat 35 studi (97.22%) yang meraih skor sempurna 4.0 dan 1 studi (2.78%) yang meraih skor 3.5, sehingga seluruh artikel yang lolos seleksi ini dikategorikan sangat layak untuk proses analisis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Penelusuran dan Karakteristik Studi

3.1.1 Hasil Penelusuran Studi

Melalui protokol PRISMA (2021–2026) pada pangkalan data *ScienceDirect*, *Springerlink*, dan *IEEE Explore* diperoleh literatur yang disaring ketat terkait integrasi hukum fisika dalam AI kegempaan. Alur seleksi komprehensif dari tahap awal hingga artikel final tersebut disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Prisma

Sebelum melakukan pembahasan mendalam untuk menjawab setiap pertanyaan penelitian, dilakukan tabulasi data terhadap 36 literatur yang telah lolos seleksi. Proses pemetaan ini dilakukan untuk menyajikan gambaran menyeluruh yang mencakup data referensi, mekanisme integrasi, variabel fisik utama, peran utama PIML, algoritma dasar, serta skor QA dari masing-masing studi sebagaimana disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Ekstraksi Data SLR

Referensi	Mekanisme Integrasi (RQ 1)	Variabel Fisik Utama (RQ 2)	Peran Utama PIML (RQ 3)	Algoritma Dasar	Skor QA	Kelayakan
[11]	<i>Output layer</i> diubah ke koordinat Gabor	Frekuensi, kecepatan, <i>squared slowness</i> ,	Adaptasi <i>network</i> pada osilasi frekuensi	Gabor-PINN	4.0	Layak

Referensi	Mekanisme Integrasi (RQ 1)	Variabel Fisik Utama (RQ 2)	Peran Utama PIML (RQ 3)	Algoritma Dasar	Skor QA	Kelayakan
	kustom; PDE Helmholtz & PML disematkan di loss function.	fungsi Gabor, amplitudo, fase, faktor PML.	tinggi; memangkas biaya hitung <i>brute-force</i> .			
[12]	Batasan fisik jadi persamaan matriks linear di output; penalti gradien di <i>hidden layer</i> .	Medan gelombang, selisih kuadrat kelambatan, frekuensi, tebal PML.	Mengatasi <i>flat loss landscapes</i> pada frekuensi sangat tinggi; menjamin stabilitas numerik.	LS-GD PINN	4.0	Layak
[13]	Residu PDE Helmholtz & penalti regularisasi pada <i>loss function</i> ; inisialisasi via <i>meta-transfer learning</i> .	Frekuensi sudut, distribusi kecepatan, koordinat spasial, medan gelombang.	Simulasi medan gelombang lintas model geologi tanpa perlu melatih ulang dari nol.	MT-PINN	4.0	Layak
[14]	Kondisi batas disematkan langsung via metode bayangan; sisa komponen loss dibobot dinamis pakai NTK.	Perpindahan/kecepatan gelombang, koordinat spasio-temporal, vektor normal batas.	Menjamin konvergensi & stabilitas pelatihan dengan menangkap gelombang pantul permukaan.	PCNN + NTK	4.0	Layak
[15]	Penalti regularisasi berbasis <i>Laplacian kernel</i> dimasukkan ke <i>loss function</i> VAE.	Spektrum percepatan, magnitudo, jarak episentral, PGA, PGV, Vs30.	Memaksa ruang laten koheren secara fisika; memungkinkan inferensi cepat (<50 ms) untuk EEWS.	VAE + FFNN + GPR	4.0	Layak
[16]	Variabel didekomposisi jadi rasio tak bersatuan; loss PDE & kondisi batas dihitung dalam ruang penskalaan ini.	Simpangan, tegangan geser, kepadatan, redaman <i>Kelvin-Voigt</i> , kecepatan batuan dasar.	Membuat model invarian terhadap properti material absolut; prediksi koheren pada tanah heterogen.	Dimensionless PINN	4.0	Layak
[17]	Penyederhanaan model via kekekalan energi kinetik; parameter dinamis jadi <i>feature input</i> penjelas ML aditif.	Kecepatan geser, geometri bidang gelincir, beban energi gempa (PGA).	Menyediakan kerangka interpretasi logis berbasis hukum energi potensial.	PIGA M / PIRF	4.0	Layak
[18]	Pertukaran posisi sumber-penerima; selisih absolut jadi sanksi regularisasi residual persamaan Eikonal.	<i>Traveltime</i> , kecepatan efektif, koordinat 3D, matriks lokasi sumber/penerima.	Prinsip resiprositas mencegah anomali fisis akibat bertambahnya dimensi/kompleksitas tomografi 3D.	RC-PINN	4.0	Layak
[19]	Persamaan Eikonal disematkan via norma L1 pada <i>loss</i> ; prinsip resiprositas disematkan secara analitis.	<i>First-arrival traveltimes</i> , gradien spasial, model kecepatan isotropik, jarak sumber-penerima.	Substitusi metode numerik (FMM/FSM); menghasilkan tabel waktu kontinu untuk migrasi Kirchhoff.	NES berbasis PINN	4.0	Layak
[20]	Modifikasi <i>loss function</i> pakai MSE dari 3 atribut: koherensi spasial, <i>power spectrum</i> , dan fungsi Husid.	<i>Accelerograms</i> , PSD, fungsi koherensi, intensitas Arias, fungsi Husid tak berdimensi.	Mengonstrain LSTM agar gerakan tanah patuh pada sifat evolusi frekuensi & akumulasi energi alami.	PhyLS TM	4.0	Layak

Referensi	Mekanisme Integrasi (RQ 1)	Variabel Fisik Utama (RQ 2)	Peran Utama PIML (RQ 3)	Algoritma Dasar	Skor QA	Kelayakan
[8]	Arsitektur mereplikasi dekonvolusi fisik 1D domain frekuensi; batas kecepatan diatur penalti ReLU.	Profil kecepatan gelombang geser, ketebalan, kerapatan, redaman viskos, tegangan geser.	Mempersempit ruang pencarian inversi, mengatasi <i>ill-posedness</i> , efisiensi analisis <i>site response</i> .	PGNN	4.0	Layak
[21]	Augmentasi data berbasis fisika (<i>flip, negate, padding, jittering</i>) pada input <i>wavefield</i> multimodal.	Kecepatan gelombang geser/kompresi, massa jenis, rasio Poisson.	Memangkas gap simulasi sintetik vs lapangan; meningkatkan generalisasi terhadap gangguan data riil.	CNN Encoder-Decoder Multimodal	4.0	Layak
[22]	Batasan fisik pada <i>loss function</i> dihitung sebagai L2-norm selisih spektrum prediksi vs target desain (bobot x100).	Spektrum respons percepatan pseudo, PGA, periode/frekuensi, eigen motions.	Mengatasi kelemahan NN biasa agar spektrum presisi dengan target desain tanpa bias struktur.	PINN + SVD	4.0	Layak
[23]	Kopling sekuensial CVAE (prediksi SEGF) dan model analitik gaya-waktu benturan visko-elastoplastik.	Sinyal seismik, SEGF, kecepatan/massa/gaya tumbukan, geometri kontak, modulus elastis.	Memisahkan efek rambatan (ML) dari dinamika sumber (fisika); koreksi bias inversi rockfall.	Hybrid Physics-AI (CVAE + Fisika)	4.0	Layak
[24]	ANN untuk integrasi tegangan; persamaan konsistensi elastoplastis jadi penalti loss; input dalam bentuk invarian skalar.	Tegangan efektif, regangan volumetrik, rasio tegangan deviatorik, <i>dilatancy rate</i> , modulus plastis.	Mempercepat komputasi 210%-350%; mencegah gagal konvergensi saat likuefaksi berulang.	MLP + Return-Mapping / FEM	4.0	Layak
[25]	Formulasi sistem tanah ke matriks ODE tak berdimensi; residu PDE + loss kondisi awal dibobot; <i>Fourier embedding</i> .	Percepatan eksitasi, akselerasi/kecepatan/pepindahan nodal, massa tanah, kekakuan geser.	Pendekatan mesh-free untuk propagasi gelombang dari <i>bedrock</i> ke permukaan tanpa kendala <i>time-stepping</i> .	PINN + Fourier Embedding	4.0	Layak
[26]	<i>Unsupervised training</i> dengan menjadikan persamaan Eikonol sebagai <i>supervisor loss</i> ; memakai lapisan Fourier.	Kecepatan medium, traveltime gelombang P, koordinat spasial, lokasi sumber gempa.	Membebaskan model dari grid iteratif (FMM); jadi surrogate model universal tomografi & mikroseismik.	PI-Fourier - DeepONet	4.0	Layak
[27]	Jaringan menggunakan discriminator SRC khusus (statis) untuk menghitung physical loss pemandu generator CGAN.	Spektrum respons, percepatan tanah, MIDR, periode getar, intensitas Arias, ARMS, kondisi tanah.	Mengubah paradigma ke <i>response-compatible</i> ; simulasi <i>time-history</i> nonlinier stabil dengan input minimal.	CGAN + FNN	4.0	Layak
[28]	Persamaan gelombang elastis direduksi ke <i>state-space form</i> ; dirangkai bersama ABC jadi <i>soft regularizer</i> di loss.	Vektor perpindahan, kecepatan, tingkat regangan, tensor tegangan, konstanta material.	Membatalkan pantulan gelombang parasit pada batas geometris tanpa memperbesar mesh.	Deep NN + PINN	4.0	Layak

Referensi	Mekanisme Integrasi (RQ 1)	Variabel Fisik Utama (RQ 2)	Peran Utama PIML (RQ 3)	Algoritma Dasar	Skor QA	Kelayakan
[29]	Pemisahan <i>network</i> perpindahan & patahan; loss dari persamaan elastodinamika & <i>rate-and-state friction</i> ; fungsi uji analitik.	Simpangan partikel, kecepatan gelombang, parameter gesekan, tegangan geser, laju slip.	Kerangka <i>mesh-free</i> untuk menginversi properti patahan seismik dari data observasi yang jarang.	Multi-network PINN	4.0	Layak
[30]	Residu PDE gelombang SH, ABC, dan kondisi awal dimasukkan ke loss dalam bentuk skala tak berdimensi.	Perpindahan gelombang SH, akselerasi, tensor tegangan, kecepatan geser, kepadatan, traksi.	Inferensi <i>mesh-free</i> jarak jauh; meningkatkan ketahanan training & mencegah gagal konvergensi.	Dimensionless PINN	4.0	Layak
[31]	Minimasi residu persamaan <i>factored</i> eikonal secara <i>mesh-free</i> ; <i>output</i> dikali jarak referensi; penalti nilai negatif.	Traveltime total/referensi, model kecepatan, anisotropi, topografi, gradien spasial.	Pencari <i>traveltime</i> fleksibel untuk topografi tidak beraturan; mempercepat lokalisasi mikroseismik.	PINNeik	4.0	Layak
[32]	PDE Euler-Bernoulli & kondisi batas tiang disematkan sebagai <i>physics loss</i> tak berdimensi; bobot adaptif per <i>epoch</i> .	Kekakuan lentur, massa, percepatan, simpangan relatif, momen lentur, kelengkungan, daktilitas.	Menghilangkan sifat <i>black-box</i> ; prediksi kelengkungan orde tinggi akurat; inferensi super cepat (0.18 dtk).	Transformer + Multi-Head Attention	4.0	Layak
[33]	Injeksi fitur secara independen; ML dipasok indeks proksi deformasi fisik hasil kalkulasi geomekanika 3D.	Tegangan prinsipal (maks/min), tegangan geser maksimum, indikator Failure Potential.	Menyediakan konteks kausal; mengurangi salah prediksi di zona risiko lereng batu.	RF, SVM, MLP, LGR	3.5	Layak
[34]	Prediksi simultan (perpindahan, kecepatan, percepatan); loss memverifikasi kecocokan turunan temporal diskrit (CDM).	Simpangan nodal, kecepatan, percepatan, gaya pemulih internal, eksitasi seismik eksternal.	Meniadakan kebutuhan parameter material spesifik; menjamin pemetaan gelombang konsisten secara kinematik.	PhyLS TM	4.0	Layak
[9]	Loss berisi PDE gelombang skalar 2D, kondisi awal/batas; teori NTK otomatis mengkalibrasi bobot relatif tiap loss.	Kecepatan/perpindahan gelombang, koordinat spasio-temporal, sudut/jarak multi-sumber.	Memodelkan propagasi multi-sumber secara akurat; mengatasi <i>reflection failure</i> pada frekuensi tinggi.	EMS PINN + Analisis NTK	4.0	Layak
[35]	Integrasi PDE gelombang, <i>sparse initial wavefield</i> , dan <i>stress-free boundary</i> via loss parametrik berbobot otomatis.	Medan perpindahan gelombang bidang dan kecepatan fisik rambat gelombang.	Menangkap hamburan seismik pada topografi tak beraturan; memperbaiki galat kausalitas temporal.	SA-PINN berbasis Deep NN	4.0	Layak
[36]	Dua PINN paralel (Mohr-Coulomb & PDE gelombang 1D) disatukan via <i>Virtual Work Equation</i> secara <i>unsupervised</i> .	Akselerasi/simpangan gelombang, kohesi, sudut geser, modulus, disipasi internal, laju kerja.	Menyederhanakan hitungan matriks batas luncur tanpa mesh; mencari Faktor Keamanan dengan error minimal.	Paralel PINN + PSO	4.0	Layak

Referensi	Mekanisme Integrasi (RQ 1)	Variabel Fisik Utama (RQ 2)	Peran Utama PIML (RQ 3)	Algoritma Dasar	Skor QA	Kelayakan
[37]	PDE elastis 2D & batas Neumann ngarai V dilebur via penalti residual dengan <i>adaptive weight balance & transfer learning</i> .	Kecepatan gelombang, posisi rambatan, tegangan normal spasial horizontal/vertikal.	Mengatasi gradient pathology & overfitting batas-tepi; prediksi instan jika parameter episentrum diubah.	TL-PINN & SA-PINN	4.0	Layak
[38]	PDE gerak spasio-temporal & kondisi batas tegangan permukaan bebas (no) jadi komponen residual loss.	Vektor perpindahan, tensor tegangan/regangan, percepatan gelombang, konstanta Lamé, kepadatan.	Mengurai percepatan spasiotemporal tanpa melanggar batas tegangan nol; indeks stabilitas lereng lebih terukur.	DNN dalam kerangka PINN	4.0	Layak
[39]	Modifikasi <i>loss function</i> komposit dengan penalti residual fisis hubungan elastis mekanika batuan.	Kekakuan sesar (<i>fault stiffness</i>), koefisien transmisi, stress geser, laju slip, kecepatan gelombang.	Mengurangi dependensi big data (performa +15% saat data langka) dan meningkatkan akurasi transfer learning.	Multilayer Perceptron (MLP)	4.0	Layak
[40]	Integrasi lapisan aktivasi pengetahuan fisis (<i>prior activation layers</i>) dan fungsi rugi multitugas adaptif.	Persamaan gelombang, peta distribusi sesar aktif, b-value, prekursor elektromagnetik, energi seismik.	Mengatasi data gempa historis yang renggang (<i>sparse</i>) serta mengoptimasi akurasi prediksi gabungan magnitudo-episentrum.	Graph Neural Network (GNN) + GRU	4.0	Layak
[41]	Minimisasi residual Persamaan Eikonal via automatic differentiation dalam kerangka inferensi Bayesian fParVI.	Persamaan Eikonal, travel time, koordinat spasial hiposenter, fungsi kecepatan gelombang bawah permukaan.	Mengukur dan merambatkan ketidakpastian struktural secara fisis sehingga mengurangi bias estimasi kedalaman fokus gempa.	Deep Neural Network (DNN) + fParVI	4.0	Layak
[42]	Injeksi fungsi kerugian modular komposit (PTG loss) menggunakan residual PDE Allen-Cahn dan topologi Betti numbers.	Persamaan phase-field Allen-Cahn, bilangan Betti, sudut kemiringan sesar (<i>dip angle</i>), konektivitas lokal geologi.	Menghasilkan segmentasi sesar 3D yang tipis, tajam, menerus (<i>connected</i>), dan bebas dari interferensi noise.	3-D CNN (U-Net / Vision Transformer)	4.0	Layak
[43]	Formulasi persamaan pseudo-diferensial dekomposisi gelombang menjadi sistem Poisson linier pada fungsi loss PINN.	Persamaan gelombang elastis isotropik, dekomposisi Helmholtz, kecepatan partikel, parameter Lamé, densitas.	Mampu memisahkan gelombang P- dan S- tanpa label data (<i>unsupervised</i>) dan melipatgandakan efisiensi waktu komputasi.	Dual MLP dengan Sine Activation	4.0	Layak
[44]	Penyematan frekuensi alami struktur hasil solusi analitis langsung ke dalam lapisan input Fourier encoding.	Persamaan gerak elastis struktural, beban gempa, frekuensi sirkular alami bangunan.	Mengeliminasi bias spektral NN konvensional dan merekonstruksi respons dinamik bangunan frekuensi tinggi akibat gempa.	Fourier Feature PINN + Neural Tangent Kernel	4.0	Layak

3.1.2 Karakteristik Studi

- Pendekatan *Supervised Learning* (30 Studi / 83.33%): Paradigma ini paling dominan menggunakan pasangan data-label untuk memetakan fenomena seismik. Tingginya angka ini menunjukkan fokus riset PIML saat ini

pada penyelesaian masalah inversi diskrit, dengan kedekatan data lapangan sebagai metrik evaluasi utama. Contohnya penerapan melalui *Meta-Transfer Learning* (MT-PINN) untuk inisialisasi medan gelombang lintas model geologi secara kontinu tanpa melatih jaringan dari awal [13]. Variasi arsitektur jaringan di dalamnya meliputi:

1. Jaringan Saraf Tiruan: Penggunaan *Physics-Informed Neural Network* (PINN) dan *Deep Neural Network* (DNN) menjadi fondasi utama untuk memecahkan persamaan diferensial gelombang secara kontinu tanpa ketergantungan pada jaring komputasi.
 2. Model Sekuensial dan Konvolusi: Arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk pengolahan data deret waktu seismik, sedangkan *Convolutional Neural Network* (CNN) diaplikasikan pada pengolahan data berbasis citra bawah permukaan untuk rekonstruksi tomografi model kecepatan.
 3. Algoritma Klasik: Beberapa studi masih memanfaatkan model regresi dan klasifikasi dasar seperti *Random Forest* (RF) atau *Support Vector Machine* (SVM) yang diperkuat dengan asupan fitur-fitur fisik hasil kalkulasi geomekanika deterministik.
 4. Arsitektur Berbasis Attention (Transformers): Tren terbaru juga menunjukkan adopsi *Vision Transformer* dan *Multi-Head Attention* untuk menangkap dependensi spasio-temporal jangka panjang pada data struktural dan pencitraan sesar 3D.
- b. Pendekatan *Unsupervised Learning* (3 Studi / 8.33%): Pendekatan pembelajaran tak terawasi murni masih jarang dalam PIML seismologi. Karakteristik utama kelompok ini adalah penegakan hukum fisika secara independen sebagai supervisor utama tanpa kehadiran label data historis. Contohnya, penggunaan arsitektur Dual MLP (*SeparationPINN*) untuk memisahkan komponen medan gelombang P dan S secara otomatis berlandaskan dekomposisi Helmholtz [43].
- c. Pendekatan Model Generatif (3 Studi / 8.33%): Penggunaan *Generative AI* (GAN dan VAE) menjadi tren dalam seismologi untuk mengatasi keterbatasan data dan rekonstruksi sinyal berderau. Contohnya, mekanisme dengan mengintegrasikan kerangka CGAN dan jaringan diskriminator *Structural Response Connection* (SRC) untuk menghasilkan simulasi guncangan tanah buatan yang patuh pada respons struktur rekayasa sipil [27].

3.2 Research Question 1

3.2.1 Mekanisme Integrasi Batasan Fisik (Menjawab RQ 1)

- a. Mekanisme Batasan Lunak melalui Fungsi Kerugian (29 Studi / 80.56%): Mekanisme batasan lunak melalui fungsi kerugian paling dominan karena fleksibel tanpa mengubah arsitektur dasar model. Hukum fisika disuntikkan secara langsung sebagai komponen penalti residual (MSE/MAE) pada fungsi kerugian multitugas. Formulasinya diterapkan dengan memanfaatkan prinsip resiprositas pertukaran posisi sumber-penerima sebagai regulerisasi pada residual persamaan Eikonol guna mencegah anomali fisis tomografi 3D [18]. Meskipun demikian, ketergantungan pada skema ini rentan memicu patologi gradien berupa ketidakseimbangan skala pada frekuensi tinggi atau medium heterogen. Akibatnya, proses optimasi mudah terjebak dalam *flat loss landscapes* atau minimum lokal, sehingga model gagal mempelajari fenomena hamburan gelombang secara akurat jika tidak didukung oleh algoritma penyeimbang bobot adaptif.
- b. Mekanisme Batasan Keras melalui Arsitektur (4 Studi / 11.11%): Mekanisme batasan keras memaksakan kepatuhan fisik secara mutlak dengan memodifikasi struktur internal jaringan saraf seperti lapisan, bobot, atau fungsi aktivasi sehingga luarannya dijamin selalu memenuhi hukum fisika bahkan di luar distribusi data pelatihan. Contohnya adalah memodifikasi lapisan output jaringan ke dalam koordinat Gabor kustom agar model adaptif terhadap osilasi medan gelombang Helmholtz frekuensi tinggi [11]. Kendati demikian, pendekatan ini memiliki kelemahan pada kekakuan strukturnya. Perancangan arsitektur untuk mengakomodasi kondisi batas geometri tidak beraturan, seperti topografi bumi yang kompleks atau struktur patahan bercabang, sangat sulit diformulasikan secara analitis.
- c. Mekanisme Injeksi Fitur dan Informasi Fisika (3 Studi / 8.33%): Mekanisme injeksi fitur ini bekerja pada tahap prapemrosesan data dengan memasukkan parameter fisik hasil kalkulasi deterministik atau data sintetik simulasi numerik sebagai fitur masukan tambahan guna memberikan pemahaman kausalitas fisis. Contohnya pendekatan yang memasok proksi tegangan topografi hasil analisis geomekanika 3D ke dalam model *Random Forest* dan SVM untuk menekan salah prediksi pada zona risiko lereng batu [33]. Meskipun sangat efektif jika diterapkan pada algoritma pembelajaran mesin klasik seperti *Random Forest* atau *Support Vector Machine*, kelemahan utamanya adalah ketiadaan penegakan hukum fisika secara aktif selama fase inferensi dinamis. Model tetap memperlakukan parameter tersebut sebagai korelasi statistik numerik biasa, sehingga risiko menghasilkan prediksi yang melanggar hukum alam tetap terbuka saat menghadapi masukan anomali ekstrem.

3.2.2 Kesenjangan Penelitian pada Mekanisme Integrasi (Gap Analysis RQ 1)

- a. Dominasi *Supervised Learning* dan Pemodelan Prediktif: Sebagian besar mekanisme integrasi fisika saat ini secara eksklusif dirancang untuk algoritma *supervised learning* yang berfokus pada fungsi prediksi. Terdapat celah penelitian yang sangat lebar pada paradigma *unsupervised learning*, khususnya dalam penggalian data atau pengenalan pola spasio-temporal pada katalog gempa bumi mentah tanpa label. Keterbatasan ini

menyisakan tantangan terbuka mengenai bagaimana merumuskan fungsi penalti fisis yang mampu memandu algoritma klasterisasi mandiri tanpa ketergantungan pada label target.

- b. Ketiadaan Mekanisme Fisika sebagai Validator Eksternal: Hampir seluruh literatur menyematkan fisika ke dalam algoritma sebagai konstrain internal selama masa pelatihan. Belum banyak studi yang mengeksplorasi mekanisme di mana fisika bertindak sebagai validator eksternal murni, yakni menggunakan hukum fisika secara independen pasca-pelatihan untuk memvalidasi dan memberikan justifikasi mekanis terhadap hasil atau pola yang murni dibentuk oleh algoritma berbasis data spasial. Ketiadaan fungsi validator independen ini menyebabkan luaran model deep learning yang kompleks masih sulit diverifikasi kemasukakalan fisisnya oleh para praktisi geofisika di lapangan.

3.3 Research Question 2

3.3.1 Parameter Fisik Seismologi yang Diintegrasikan (Menjawab RQ 2)

- a. Parameter Dinamika dan Kinematika Gelombang (23 Studi / 63,89%): Kelompok parameter ini paling banyak digunakan dalam studi yang berkaitan dengan inversi seismik, pencitraan bawah permukaan, dan estimasi model kecepatan. Contohnya penyematan variabel yang mengintegrasikan parameter *first-arrival traveltimes* dan gradien spasial lewat norma L1 pada fungsi rugi berbasis persamaan Eikonal untuk menghasilkan tabel waktu kontinu [19]. Karakteristik utama dari kelompok ini adalah ketergantungannya pada representasi medan gelombang kontinu, yang dijabarkan melalui komponen berikut:
 1. Variabel Fisis: Parameter yang sangat dominan adalah kecepatan gelombang primer dan kecepatan gelombang sekunder, posisi perambatan bidang gelombang, amplitudo sinyal, komponen fase gelombang, frekuensi sudut, serta faktor redaman media fisis.
 2. Hukum Fisika: Integrasi persamaan diferensial deterministik seperti eikonal untuk waktu tempuh serta gelombang akustik dan elastis untuk perambatan perpindahan memastikan AI memahami perambatan energi gempa pada lapisan batuan heterogen dan anisotropik. Namun, karena pemodelan gelombang elastis penuh memerlukan memori komputasi yang sangat masif, sebagian besar peneliti menyederhanakannya menjadi persamaan akustik murni dengan mengabaikan gelombang geser demi menjaga kecepatan konvergensi selama pelatihan.
- b. Metrik Respons Struktural dan Rekayasa Kegempaan (7 Studi / 19,44%): Kategori ini ditemukan pada kluster literatur yang berfokus pada pembangkitan gerakan tanah buatan dan analisis dampak rambatan gelombang terhadap ketahanan infrastruktur fisis. Contohnya integrasi metrik rekayasa yang menyuntikkan spektrum percepatan, magnitudo, jarak episentral, PGA, PGV, dan nilai Vs30 ke dalam fungsi kerugian berbasis *Laplacian kernel* pada arsitektur VAE untuk optimasi sistem peringatan dini gempa [15]. Komponen parameter yang terlibat meliputi:
 1. Variabel Fisis: Parameter yang diintegrasikan mencakup spektrum percepatan respons, percepatan tanah puncak, percepatan akar kuadrat rata-rata, daktilitas material, serta simpangan antar-lantai maksimum.
 2. Konteks Rekayasa: Model mempertimbangkan periode getar alami, efek tanah lokal, dan Intensitas Arias agar data gelombang sintesis mematuhi batasan teknik sipil. Konstrain fisis ini mengubah paradigma model generatif seperti CGAN, dari sekadar mengejar kecocokan spektrum menjadi patuh pada respons struktural riil. Hasilnya, gelombang gempa artifisial besutan AI tidak melanggar batas mekanis kegempaan dan aman digunakan untuk simulasi uji ketahanan beban dinamis pada bangunan tinggi.
- c. Parameter Geomekanika dan Tegangan (6 Studi / 16,67%): Parameter ini muncul pada penelitian yang mengkaji mekanisme fokus sumber gempa, analisis stabilitas lereng batuan akibat getaran seismik, serta deformasi batuan bawah permukaan. Contohnya kerangka kerja yang memisahkan arsitektur jaringan saraf untuk medan perpindahan dan bidang patahan menggunakan konstrain laju slip dan friksi *rate-and-state* [29]. Komponen parameter ini meliputi:
 1. Variabel Fisis: Parameter utama yang dilibatkan meliputi tensor tegangan, tensor regangan, tegangan prinsipal maksimum, tegangan prinsipal minimum, tegangan geser, konstanta Lamé, kepadatan medium, serta indeks potensi kegagalan material.
 2. Konteks Geologis: Proksi tegangan topografi geomekanika 3D diterapkan sebagai injeksi fitur saat prapemrosesan untuk memberikan konteks kausalitas spasial terkait ambang batas kerusakan batuan atau pergeseran patahan. Parameter mekanika batuan ini efektif memberikan panduan fisis yang absen pada model berbasis data murni, sehingga mampu menekan kekeliruan prediksi berlebih AI di zona spasial berisiko tinggi.

3.3.2 Kesenjangan Penelitian pada Parameter Fisik (Gap Analysis RQ 2)

- a. Keterpusatan pada Fisika Deterministik: Tinjauan sistematis ini menemukan bahwa parameter fisik yang dominan diintegrasikan oleh para peneliti saat ini masih berkisar pada persamaan diferensial parsial yang bersifat deterministik murni, seperti pada pemodelan kecepatan perambatan gelombang Helmholtz atau kalkulasi tegangan mekanis tensor batuan. Pendekatan ini berasumsi bahwa seluruh perilaku medium kegempaan dapat didefinisikan secara eksak melalui hukum mekanika kontinu, sehingga model PIML yang terbentuk menjadi sangat kaku dan sangat bergantung pada estimasi parameter kontrol awal yang akurat.

- b. Kelangkaan Parameter Seismologi Statistik: Terdapat ketimpangan riset yang signifikan di mana hukum-hukum fisis yang berbasis pada statistik seismologi ruang-waktu masih sangat jarang dieksplorasi dalam kerangka kerja PIML saat ini. Hukum-hukum fundamental yang mengatur distribusi frekuensi-magnitudo kejadian gempa bumi alami di suatu wilayah tektonik, seperti relasi empiris Gutenberg-Richter seperti *b-value*, tercatat baru diintegrasikan oleh satu literatur saja. Pengabaian terhadap parameter statistik seperti *b-value* ini menciptakan celah riset yang besar, tanpa adanya batasan statistik kegeempaan, model *deep learning* yang dikembangkan berisiko tinggi memprediksi medan gelombang atau tingkat bahaya gempa yang secara matematis akurat, namun secara realitas statistik tektonik lokal sama sekali tidak masuk akal.

3.4 Menjawab Research Question 3

3.4.1 Peran dan Dampak Penerapan PIML (Menjawab RQ 3)

- a. Membawa Kausalitas ke dalam Kotak Hitam AI (4 Studi / 11,11%): Peran krusial PIML adalah mengubah paradigma dari sekadar pencocokan pola statistik menjadi pemahaman kausalitas fisis yang menjadi fokus utama. Berbeda dengan ML konvensional yang bekerja sebagai kotak hitam dan rentan mengalami tebakan berlebih pada wilayah data kosong atau tidak beraturan, injeksi batasan fisik seperti mekanika batuan atau kekekalan energi memaksa algoritma menghasilkan luaran yang akurat, logis, dan tunduk pada hukum alam. Contohnya, mengintegrasikan hukum Euler-Bernoulli dan batas tegangan nodal pada sistem tanah-tiang pancang, sehingga model mampu mengeliminasi prediksi menyimpang pada wilayah data spasial yang kosong [32]. Hal ini memastikan interpretasi hasil pemodelan aman digunakan untuk pengambilan keputusan rekayasa kebencanaan.
- b. Mengatasi Keterbatasan Data dan Noise (4 Studi / 11,11%): Di bidang seismologi, pengumpulan data lapangan yang masif dan bersih sulit dilakukan karena keterbatasan stasiun pencatat, sedangkan model konvensional membutuhkan banyak data untuk konvergensi. PIML mengatasi kekurangan ini dengan memanfaatkan hukum fisika sebagai informasi tambahan atau regulisasi implisit. Batasan fisis tersebut menjaga model AI tetap konvergen, stabil, dan terhindar dari overfitting meskipun hanya menggunakan data empiris yang sangat terbatas atau sinyal seismik berderau tinggi seperti peningkatan akurasi hingga 15% pada data langka [39].
- c. Generalisasi dan Kemampuan Ekstrapolasi yang Kuat (7 Studi / 19,44%): Kelemahan utama AI murni berbasis data adalah penurunan akurasi drastis pada data di luar distribusi pelatihan. PIML mengatasi rintangan ini karena hukum fisika kegeempaan bersifat universal, sehingga model yang dilatih pada satu kondisi geologi dapat ditransfer ke wilayah lain dengan profil berbeda melalui *transfer learning*. PIML terbukti mampu mempercepat kalkulasi simulasi numerik dibandingkan metode konvensional secara signifikan. Contohnya, integrasi tegangan mampu mempercepat komputasi hingga 210%–350% [24]. Batasan fisis tersebut bertindak sebagai jangkar yang mencegah prediksi tidak masuk akal secara fisik di luar domain spasial pelatihannya.
- d. Stabilitas Simulasi Dinamika Nonlinier (21 Studi / 58,33%): Pada simulasi riwayat waktu atau pembangkitan guncangan tanah buatan, PIML mampu mengatasi patologi gradien yang kerap menggagalkan pelacakan sinyal fluktuatif pada frekuensi tinggi. Contohnya, penerapan *solver linear Least-Squares* langsung pada layer akhir guna menstabilkan lanskap fungsi kerugian yang datar pada frekuensi sangat tinggi [12]. Kehadiran fungsi penalti fisik dalam arsitektur seperti *Physics-Guided Neural Network* bertindak menyeimbangkan dinamika penurunan gradien. Hal ini menstabilkan pelatihan dan menyelaraskan respons model dengan parameter rekayasa struktural, sehingga menghasilkan simulasi gempa yang mulus, andal, dan valid untuk perancangan bangunan tahan gempa.

3.4.2 Kesenjangan Penelitian pada Dampak PIML (Gap Analysis RQ 3)

- a. Dominasi Peran Prediktif dibandingkan Peran Interpretatif: Tinjauan literatur menunjukkan bahwa peran utama penyematan hukum fisika dalam PIML saat ini hampir secara eksklusif berfokus pada ranah prediktif murni. Fisika baru diperankan untuk meningkatkan akurasi peramalan, mempercepat waktu konvergensi, atau menekan galat kalkulasi model kotak hitam. Sebaliknya, terdapat kekosongan kajian mengenai optimalisasi peran fisika sebagai alat interpretasi evaluatif pasca-proses komputasi. Sangat jarang ditemukan parameter fisika seismologi diperankan sebagai instrumen diagnostik untuk menguji, menjelaskan, atau memberikan pemaknaan geologis yang transparan terhadap klaster data yang berhasil dipetakan oleh algoritma.
- b. Kebutuhan Justifikasi Fisis pada Ekstraksi Pola Data Seismik: Meskipun AI terbukti sangat tangguh dalam mengekstraksi fitur dari himpunan data seismik spasio-temporal yang kompleks, pemetaan pola yang dihasilkan sering kali hanya berlandaskan pada hubungan statistik semata tanpa jaminan kausalitas. Oleh karena itu, terdapat kebutuhan riset yang untuk mulai beralih memanfaatkan hukum-hukum fisika sebagai alat ukur independen guna menjustifikasi kemasukakalan fisis dari pola luaran algoritma AI. Validasi fisis eksternal ini sangat penting untuk memastikan bahwa pola-pola kebencanaan yang dipetakan oleh model benar-benar selaras dengan batasan tatanan tektonik dan rezim seismotektonik lokal yang nyata di lapangan, bukan sekadar sebuah kebetulan komputasional murni.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelaahan, mekanisme integrasi batasan fisis (RQ1) didominasi oleh konstrain lunak melalui modifikasi fungsi kerugian menggunakan residu Persamaan Diferensial Parsial, seperti persamaan gelombang Helmholtz dan persamaan Eikonal. Terkait variabel fisis yang dilibatkan (RQ2), peneliti memanfaatkan parameter fisik deterministik, meliputi karakteristik gelombang seismik seperti waktu rambat dan kelambatan, properti material geoteknik batuan seperti profil kecepatan gelombang geser, serta parameter interaksi dinamis antara tanah dan struktur bangunan. Evaluasi terhadap kontribusi pendekatan hibrida ini (RQ3) menunjukkan potensi peningkatan efisiensi komputasi, di mana PIML terbukti mampu mempercepat kalkulasi simulasi numerik pada beberapa kasus spesifik dibandingkan metode konvensional, serta memberikan solusi pemodelan maju yang stabil pada gelombang frekuensi tinggi secara *mesh-free approach*. Kendati menunjukkan potensi performa yang baik, tinjauan sistematis ini berhasil mengidentifikasi beberapa keterbatasan mendasar pada peta penelitian saat ini. Keterbatasan tersebut mencakup ketergantungan pada arsitektur *supervised learning*, orientasi konstrain fisis yang sebatas akurasi prediktif murni, serta minimnya eksplorasi hukum statistik fundamental pengontrol perilaku kegunaan alami. Guna mengatasi celah tersebut, penelitian selanjutnya direkomendasikan fokus ke *unsupervised learning*, bukan sekadar *physics-solver* tanpa label, melainkan fungsi penggalian data untuk mengekstrak pola tersembunyi dari katalog data seismik mentah. Selain itu, integrasi batasan fisis perlu diperluas melibatkan parameter statistik seismologi ruang-waktu, seperti relasi distribusi frekuensi-magnitudo untuk analisis *b-value*. Peran hukum fisika juga harus didefinisikan ulang menjadi instrumen validator interpretatif independen melalui kombinasi algoritma klasterisasi spasio-temporal demi menjamin kemasukakalan fisis yang selaras dengan tatanan seismotektonik lokal.

REFERENCES

- [1] A. S. Nyamawe, M. M. Mjahidi, N. E. Nnko, S. A. Diwani, G. G. Minja, and K. Malyango, *Practical Machine Learning*. Oxon: CRC Press, 2025. doi: <https://doi.org/10.1201/9781003486817>.
- [2] V. Acquaviva, *Machine Learning for Physics and Astronomy*. New Jersey: Princeton University Press, 2023.
- [3] G. E. Karniadakis, I. G. Kevrekidis, L. Lu, P. Perdikaris, S. Wang, and L. Yang, "Physics-informed machine learning," *Nat. Rev. Phys.*, no. May, 2021, doi: <https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5>.
- [4] Z. Ren, S. Zhou, D. Liu, and Q. Liu, "Physics-Informed Neural Networks A Review of Methodological Evolution, Theoretical Foundations, and Interdisciplinary Frontiers Toward Next-Generation Scientific Computing," *Appl. Sci.*, vol. 5, no. 8092, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/app15148092>.
- [5] M. Habib, A. Habib, and B. Alibrahim, "Applications of physics-informed neural networks in geosciences : From basic seismology to comprehensive environmental studies," *Open Geosci.*, vol. 17, pp. 1–21, 2025, doi: <https://doi.org/10.1515/geo-2025-0853>.
- [6] M. Reichstein, G. Camps-valls, B. Stevens, M. Jung, J. Denzler, and N. Carvalhais, "Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science," *Nature*, vol. 566, 2019, doi: <https://doi.org/10.1038/s41586-019-0912-1>.
- [7] S. Karimpouli and P. Tahmasebi, "Physics informed machine learning : Seismic wave equation," *Geosci. Front.*, vol. 11, no. 6, pp. 1993–2001, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.07.007>.
- [8] D. Ji, Y. Chen, C. Zhai, C. Zhu, and L. Xie, "One-dimensional shear-wave velocity profile inversion using deep learning guided by wave physics," *Soil Dyn. Earthq. Eng.*, vol. 190, p. 109186, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2024.109186>.
- [9] S. Yang, R. Chen, and P. Deng, "Feature encoded physical-informed neural network modelling incorporated neural tangent kernel analysis for wave propagation," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 163, no. P5, p. 113122, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.113122>.
- [10] M. J. Page *et al.*, "The PRISMA 2020 statement : an updated guideline for reporting systematic reviews," *BMJ*, 2021, doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>.
- [11] M. M. Abedi, D. Pardo, and T. Alkhalifah, "Gabor-enhanced physics-informed neural networks for fast simulations of acoustic wavefields," *Neural Networks*, vol. 193, p. 107978, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2025.107978>.
- [12] M. M. Abedi, D. Pardo, and T. Alkhalifah, "Least-squares-embedded optimization for accelerated convergence of PINNs in high-frequency acoustic wavefield simulations," *Comput. Geosci.*, vol. 212, p. 106162, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2026.106162>.
- [13] Z. Cheng, X. Wang, G. Mao, W. Mao, and S. Cheng, "Meta-transfer learning for efficient initialization of neural network wavefield solutions," *J. Appl. Geophys.*, vol. 246, p. 106116, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2026.106116>.
- [14] Y. Ding, S. Chen, X. Li, L. Jin, S. Luan, and H. Sun, "Physics-constrained neural networks for half-space seismic wave modeling," *Comput. Geosci.*, vol. 181, no. May, p. 105477, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2023.105477>.
- [15] J. Fayaz, R. Astroza, and S. Ruiz, "An Interpretable and Domain-Informed Real-Time Hybrid Earthquake Early Warning for Ground Shaking Intensity Prediction," *Engineering*, vol. 49, pp. 190–204, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2025.03.009>.
- [16] H. Taghavi Ganji and E. Seylabi, "Physics-informed neural network modeling of one-dimensional wave propagation under broadband and long-duration incident waves," *Comput. Geotech.*, vol. 189, p. 107652, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2025.107652>.
- [17] B. Gao, J. Wang, Y. Wang, B. Du, Z. Tian, and W. Shi, "Physics-informed synergy regional co-seismic landslide size

- prediction: A novel data-driven approach for improved reliability and interpretability,” *Geosci. Front.*, vol. 17, no. 4, p. 102297, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2026.102297>.
- [18] H. Geng, C. Song, U. bin Waheed, and C. Liu, “Seismic first-arrival traveltimes simulation based on reciprocity-constrained PINN,” *J. Appl. Geophys.*, vol. 243, p. 105967, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2025.105967>.
- [19] S. Grubas, A. Duchkov, and G. Loginov, “Neural Eikonal solver: Improving accuracy of physics-informed neural networks for solving eikonal equation in case of caustics,” *J. Comput. Phys.*, vol. 474, p. 111789, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2022.111789>.
- [20] K. Ji, P. Wen, X. Cao, Y. Ren, and Q. Qi, “Conditional simulation of spatially correlated nonstationary ground motions using a physics-informed machine learning approach,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 241, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2025.113494>.
- [21] J. P. Vantassel and S. Bhojhibhoya, “Toward more-robust, AI-enabled subsurface seismic imaging for geotechnical applications,” *Comput. Geotech.*, vol. 187, no. July, p. 107443, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2025.107443>.
- [22] J.-H. Kim, Y. H. Lee, J.-W. Baek, and D.-J. Kim, “A data-driven approach for spectrum-matched earthquake ground motions with physics-informed neural networks. Developments in the Built,” *Dev. Built Environ.*, vol. 21, p. 100598, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dibe.2024.100598>.
- [23] Z. Li, D. Wang, S. Yan, H. Chen, Z. Zhang, and W. Li, “Characterizing irregularly shaped rockfall dynamics using seismic signals: Geometric source effects combined with deep learning-driven strategy,” *J. Rock Mech. Geotech. Eng.*, no. xxxx, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2026.03.005>.
- [24] Y. Li, J.-M. Zhang, and R. Wang, “A PINN-driven stress integration paradigm for high-fidelity soil constitutive model considering cyclic response,” *Comput. Geotech.*, vol. 196, p. 108170, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2026.108170>.
- [25] C. Liu, J. Macedo, and A. Rodríguez, “Leveraging physics-informed neural networks in geotechnical earthquake engineering: An assessment on seismic site response analyses,” *Comput. Geotech.*, vol. 182, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2025.107137>.
- [26] Z. Liu, G. Archibong, U. bin Waheed, S. Wang, and C. Song, “Physics-Informed Fourier-DeepONet for a generalized eikonal solution,” *Comput. Geosci.*, vol. 206, no. February 2025, p. 106026, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2025.106026>.
- [27] Y. Miao, H. Kang, W. Hou, Y. Liu, Y. Zhang, and C. Wang, “A response-compatible ground motion generation method using physics-guided neural networks,” *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 39, no. 15, pp. 2350–2366, 2024, doi: <https://doi.org/10.1111/mice.13194>.
- [28] P. Ren, C. Rao, S. Chen, J.-X. Wang, H. Sun, and Y. Liu, “SeismicNet: Physics-informed neural networks for seismic wave modeling in semi-infinite domain,” *Comput. Phys. Commun.*, vol. 295, p. 109010, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cpc.2023.109010>.
- [29] C. Rucker and B. A. Erickson, “Physics-informed deep learning of rate-and-state fault friction,” *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 430, p. 117211, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2024.117211>.
- [30] H. T. Ganji and E. Seylabi, “Dimensionless physics-informed neural networks for remote-excitation SH-wave propagation in truncated domains,” *Comput. Geotech.*, vol. 189, p. 107612, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2025.107612>.
- [31] U. bin Waheed, E. Haghghat, T. Alkhalifah, C. Song, and Q. Hao, “PINNeik: Eikonal solution using physics-informed neural networks,” *Comput. Geosci.*, vol. 155, no. September 2020, p. 104833, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2021.104833>.
- [32] Y. Wan and M. Jia, “A physics-informed transformer framework for seismic response modeling and fragility evaluation of soil–pile systems,” *Soil Dyn. Earthq. Eng.*, vol. 207, p. 110315, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2026.110315>.
- [33] W. Kong *et al.*, “Topographic stress proxy as a new causative factor in landslide susceptibility mapping,” *Gondwana Res.*, vol. 143, pp. 32–51, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.gr.2025.03.010>.
- [34] Y. Wu, Z. Yin, J. Wang, Y. Hou, H. Shang, and H. Zhang, “Physics-informed long short-term memory network with data folding for efficient site seismic response prediction,” *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 44, no. April, p. 100054, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cacaie.2026.100054>.
- [35] Y. Ding, S. Chen, X. Li, S. Wang, S. Luan, and H. Sun, “Self-adaptive physics-driven deep learning for seismic wave modeling in complex topography,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 123, no. January, p. 106425, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106425>.
- [36] Z. Zhang, B. Wang, Z. Li, X. Ye, Z. Sun, and D. Dias, “Physics-guided neural network-based framework for 3D modeling of slope stability,” *Comput. Geotech.*, vol. 176, no. May, p. 106801, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2024.106801>.
- [37] Z. Zhu, Z. Wang, Y. Feng, and W. Zheng, “Solution and application of two-dimensional seismic wavefield evolution based on physics-informed neural networks,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 150, no. July 2024, p. 110652, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110652>.
- [38] Z. Zhang, Z. Li, and D. Dias, “Seismic stability of cracked rock slopes based on physics-informed neural networks,” *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, vol. 192, no. July 2024, p. 106147, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2025.106147>.
- [39] P. Borate, J. Riviere, C. Marone, A. Mali, D. Kifer, and P. Shokouhi, “Using a physics-informed neural network and fault zone acoustic monitoring to predict lab earthquakes,” *Nat. Commun.*, vol. 14, pp. 1–12, 2023, doi: <https://doi.org/10.1038/s41467-023-39377-6>.
- [40] J. Liu, T. Zhang, C. Gao, and P. Wang, “Forecasting Earthquake Magnitude and Epicenter by Incorporating Spatiotemporal Priors Into,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 61, pp. 1–13, 2023, doi: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3281784>.



- [41] R. Agata, K. Shiraishi, and G. Fujie, "Physics-informed deep learning quantifies propagated uncertainty in seismic structure and hypocenter determination," *Sci. African*, vol. 15, pp. 1–14, 2025, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-84995-9>.
- [42] K. Xu and Q. Wu, "Physics-Informed Neural Networks for 3-D Seismic Fault Segmentation With Topological and," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 64, 2026, doi: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3623694>.
- [43] X. Mu, S. Cheng, and T. Alkhalifah, "SeparationPINN : Physics-Informed Neural Networks for Seismic P- and S-Wave," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 63, pp. 1–10, 2025, doi: [10.1109/TGRS.2025.3582289](https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3582289).
- [44] X. Wang, K. Du, Z. Li, and H. Luo, "Structural natural frequency - embedded Fourier feature physics - informed neural networks for earthquake dynamic response prediction," *Adv. Model. Simul. Eng. Sci.*, vol. 13, no. 6, 2026, doi: <https://doi.org/10.1186/s40323-026-00324-x>.