

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Tsunami

Tsunami adalah serangkaian gelombang laut besar yang disebabkan oleh perpindahan tiba-tiba dari sejumlah besar air di lautan atau perairan (Heidarzadeh et al., 2020). Tsunami dapat dihasilkan oleh berbagai fenomena geologi seperti gempa bumi di bawah laut, letusan gunung bawah laut, longsor tanah di dasar laut, atau peristiwa tabrakan meteorit di laut. Gelombang tsunami berbeda dengan gelombang biasa yang disebabkan oleh angin. Gelombang tsunami memiliki panjang gelombang yang sangat panjang dan kecepatan yang sangat tinggi, sering kali mencapai ratusan kilometer per jam di laut lepas (Chaturvedi, 2019). Saat mendekati pantai, kecepatan tsunami melambat, namun tinggi gelombangnya dapat meningkat secara signifikan, menyebabkan kerusakan yang luas pada struktur di pesisir, menghancurkan bangunan, jembatan, dan infrastruktur lainnya, serta menyebabkan korban jiwa yang besar.

Tsunami tidak hanya dihasilkan oleh gempa bumi atau letusan gunung berapi di bawah laut, tetapi juga dapat dipicu oleh longsor material dari atas permukaan air, seperti tanah, batu, atau es yang jatuh langsung ke badan air (Lee, 2022). Fenomena ini terjadi ketika sejumlah besar material runtuh dari lereng gunung atau tebing ke dalam laut, danau, atau waduk, menyebabkan perpindahan mendadak dari massa air yang kemudian menghasilkan gelombang besar (Imamura et al., 2019). Contoh terkenal dari jenis tsunami ini adalah tsunami yang terjadi di Teluk Lituya, Alaska, di mana longsor besar memicu gelombang yang mencapai ketinggian lebih dari 500 meter, menjadikannya tsunami tertinggi yang pernah tercatat. Tsunami akibat longsor dari atas permukaan air biasanya bersifat lokal, tetapi dampaknya bisa sangat merusak bagi wilayah-wilayah

longsoran (Jannah, 2010). Studi menunjukkan bahwa karakteristik tsunami jenis ini sangat dipengaruhi oleh volume material yang jatuh, kecepatan jatuhnya, serta morfologi pantai atau dasar perairan di lokasi kejadian (Hakiki et al., 2021). Memahami mekanisme terbentuknya tsunami akibat longsoran dari atas permukaan air menjadi hal yang sangat penting untuk pengembangan strategi mitigasi dan peringatan dini yang efektif bagi daerah-daerah rentan bencana.

2.1.2 Computational Fluid Dynamic

Computational Fluid Dynamics (CFD) adalah cabang ilmu yang menggabungkan prinsip-prinsip mekanika fluida dengan metode numerik dan komputasi untuk menganalisis dan memprediksi perilaku fluida dalam berbagai kondisi dan konfigurasi. CFD memungkinkan visualisasi aliran fluida, perpindahan panas, reaksi kimia, dan fenomena fisika lainnya dalam sistem yang kompleks (Wang et al., 2024). Proses CFD melibatkan diskretisasi domain masalah menjadi elemen-elemen kecil, yang kemudian diselesaikan menggunakan persamaan matematika seperti persamaan Navier-Stokes (Novosád et al., 2020). Teknik ini sangat berguna dalam bidang teknik dan penelitian, termasuk dalam perancangan produk, optimasi sistem, dan pemahaman fenomena fisik yang sulit diobservasi secara langsung.

Akurasi dalam simulasi CFD sangat bergantung pada beberapa faktor, termasuk model matematika yang digunakan, resolusi mesh, dan kompleksitas skema numerik. Peningkatan akurasi dapat dicapai dengan penggunaan mesh yang lebih halus dan model turbulensi yang lebih canggih, namun hal ini sering kali memerlukan peningkatan kapasitas komputasi (Tofany, 2025). Peneliti dan insinyur harus menyeimbangkan tingkat akurasi yang diinginkan dengan keterbatasan sumber daya komputasi yang tersedia untuk memastikan hasil yang andal tanpa mengorbankan efisiensi. Waktu komputasi dalam CFD menjadi pertimbangan utama, terutama untuk simulasi yang melibatkan geometri

kompleks atau aliran yang sangat tidak stabil. Waktu komputasi yang lama dapat disebabkan oleh penggunaan mesh resolusi tinggi dan metode iteratif yang memerlukan banyak langkah perhitungan. Teknik seperti *parallel computing* dan algoritma optimisasi digunakan untuk mempercepat proses komputasi tanpa mengurangi akurasi secara signifikan. Memahami dan mengelola hubungan antara akurasi dan waktu komputasi menjadi kunci dalam penerapan CFD yang efektif.

Fluid Phase dynamic

$$\frac{\partial \rho_f \phi_f}{\partial t} + \nabla \cdot [\rho_f \phi_f u_f] = 0, \text{ dengan } \phi_f = 1 - \phi_s \quad (2.1)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho_f \phi_f u_f}{\partial t} + \nabla \cdot [\rho_f \phi_f u_f u_f] \\ = \rho_f \phi_f g - \phi_f \nabla \phi_f + \nabla \cdot [\rho_f T_f] + \phi_f F_b \\ - m_{sf} \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$T_f = \rho_f (v_{ft} + v_f) \left[\nabla u_f + (\nabla u_f)^T \right] - \frac{2}{3} \rho_f (k + v_{ft} \nabla \cdot u_f) I \quad (2.3)$$

$$v_{ft} = 0.09 \exp \left[- \frac{3.4}{\left(1 + \left(\frac{k^2}{v_f \epsilon} \right) \right)^2} \right] \frac{k^2}{\epsilon} \quad (2.4)$$

Sediment phase dynamic

$$\frac{\partial \rho_s \phi_s}{\partial t} + \nabla \cdot [\rho_s \phi_s u_s] = 0 \quad (2.5)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho_s \phi_s u_s}{\partial t} + \nabla \cdot [\rho_s \phi_s u_s u_s] \\ = \rho_s \phi_s g - \phi_s \nabla \phi_s + \nabla \cdot [\rho_s T_s] + \phi_s F_b \\ - m_{sf} \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$T_s = \rho_s v_s \left[\nabla u_f + (\nabla u_f)^T \right] - \frac{2}{3} \rho_s v_s \nabla \cdot u_s I \quad (2.7)$$

Multiphase model

$$m_{sf} = \phi_s \rho_s \frac{u_f - u_s}{T_p} - \frac{\rho}{T_p} \frac{\phi_f v_{ft}}{\sigma_c} \nabla \phi_s \quad (2.8)$$

$$T_p = \frac{\rho_s d^2}{\rho_f v_f \alpha_E \phi_s^2 + b_E Re_s}, \text{ dimana } Re_s = |u_f - u_s| \frac{d}{v_f} \quad (2.9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho_f \phi_f k}{\partial t} = & -\nabla \cdot [\rho_f \phi_f u_f k] + \phi_f T_f : \nabla u_f - \rho_f \phi_f \epsilon + \nabla \\ & \cdot \left[\rho_f \frac{v_{ft}}{\sigma_k} \phi_f k \right] - E_{gt} \end{aligned} \quad (2.10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho_f \phi_f \epsilon}{\partial t} = & \nabla \cdot [\rho_f \phi_f u_f \epsilon] + \frac{\epsilon}{k} [C_{\epsilon 1} f_1 \phi_f T_f \div \nabla u_f - C_{\epsilon 2} f_2 \rho_f \phi_f \epsilon] \\ & + \nabla \cdot \left[\rho_f \frac{v_{ft}}{\sigma_\epsilon} \phi_f \epsilon \right] - \frac{\epsilon}{k} C_{\epsilon 3} E_{gt} \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$E_{gt} = (\rho_s - \rho_f) \frac{\phi_f v_{ft}}{\sigma_c} \nabla_s \cdot g + \frac{2 \rho_s \phi_s (1 - \alpha) k}{T_p} \quad (2.12)$$

$$\alpha = \left(1 + \frac{T_p}{\min(T_l, T_s)} \right)^{-1}, \quad (2.13)$$

$$\text{dimana } T_s = d \left[\left(\frac{\phi_{rcp}}{\phi_s} \right)^{\frac{1}{3}} - 1 \right] \left(\frac{\rho_s}{p_s} \right)^{\frac{1}{2}}$$

2.1.3 Pemodelan Multi Fasa

Pemodelan multifasa merupakan studi mengenai aliran material yang melibatkan dua atau lebih fase termodinamika yang terjadi bersamaan (Sin, 2019). Model ini mencakup fase-fase seperti gas, cairan, atau padatan, dengan analisis interaksi antar fase yang diperlukan untuk memahami dinamika aliran secara menyeluruh. (Balachandar et al., 2020). Contoh aplikasinya termasuk aliran gas dan cairan dalam pipa, suspensi cairan dan padatan, atau bahkan aliran tiga fase yang melibatkan gas, cairan, dan padatan. Metode numerik serta algoritma yang canggih digunakan untuk menyelesaikan persamaan yang menggambarkan interaksi antar fase,

sehingga memberikan wawasan penting bagi perancangan, optimalisasi, dan analisis proses aliran multifasa (Basha et al., 2024). Pemodelan multifasa diterapkan dalam penelitian ini untuk menggambarkan interaksi pada transportasi sedimen, termasuk hubungan antara fluida dan partikel, interaksi antar partikel, serta pengaruh turbulensi terhadap partikel.

Transportasi sedimen adalah proses perpindahan partikel-partikel sedimen, seperti pasir, kerikil, lumpur, dan material lainnya, yang terbawa oleh agen alami seperti aliran air, angin, atau es (Bui et al., 2019). Proses ini memiliki peran penting dalam pembentukan dan perubahan bentuk bentang alam, seperti pembentukan delta sungai, erosi tebing pantai, dan pengendapan di dasar laut (Dill et al., 2021). Jumlah sedimen yang diangkut sangat bergantung pada kekuatan aliran air, di mana aliran yang lebih kuat memiliki kapasitas lebih besar untuk mengangkat dan memindahkan partikel berukuran besar dalam jumlah yang lebih banyak (Wang et al., 2024). Laju aliran yang tinggi dapat membuat partikel tersuspensi dalam kolom air, memungkinkan partikel tersebut terbawa ke hilir (Matos et al., 2024). Partikel-partikel cenderung bergerak sepanjang dasar saluran air ketika aliran air melemah.

2.1.4 *Finite Volume Method*

Finite Volume Method (FVM) adalah pendekatan numerik yang digunakan secara luas dalam CFD untuk memecahkan persamaan diferensial parsial yang menggambarkan aliran fluida (Afzal et al., 2021). Metode ini bekerja dengan membagi domain komputasi menjadi sel-sel kecil yang disebut *volume control* (Sheiso, 2022). Persamaan diferensial parsial yang mengatur perilaku aliran fluida diintegrasikan di setiap volume kontrol, sehingga memastikan bahwa hukum-hukum konservasi (massa, momentum, dan energi) dipenuhi secara lokal di setiap sel (Tofany, 2025). Nilai variabel seperti kecepatan, tekanan, dan suhu disimpan di pusat setiap sel dan diselesaikan menggunakan pendekatan numerik untuk fluks yang melintasi batas sel.

Keunggulan utama FVM dalam CFD adalah kemampuannya untuk menangani geometri yang kompleks dan memastikan konservasi kuantitas fisik yang lebih akurat dibandingkan beberapa metode lain (Sodano, 2022). FVM juga memungkinkan penerapan berbagai skema interpolasi dan integrasi numerik, seperti skema *upwind* dan *central-difference*, untuk meningkatkan akurasi solusi (Qu et al., 2019). Karena sifat konservatifnya, FVM sangat ideal untuk simulasi aliran fluida yang melibatkan fenomena kompleks seperti gelombang kejut, aliran turbulen, dan reaksi kimia yang memerlukan pelacakan detail yang teliti pada skala lokal dan global.

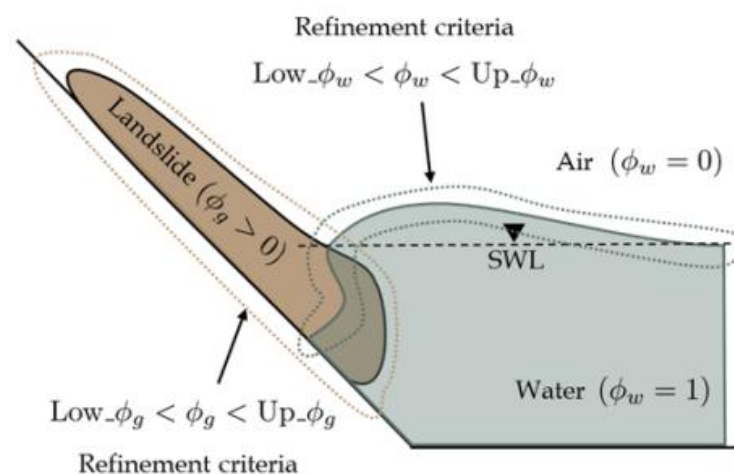
2.1.5 Adaptive Mesh Refinement

Adaptive Mesh Refinement (AMR) adalah teknik numerik yang digunakan untuk meningkatkan efisiensi simulasi komputer dalam memecahkan masalah dengan skala spasial yang sangat bervariasi (Cant et al., 2022). AMR memungkinkan *mesh* atau *grid* yang digunakan dalam simulasi untuk beradaptasi secara dinamis, dengan memperhalus (refine) *mesh* di area yang memerlukan resolusi tinggi dan memperkasar (coarsen) *mesh* di area di mana resolusi tinggi tidak diperlukan (Zaghi et al., 2023). Ini memungkinkan penggunaan sumber daya komputasi yang lebih efisien karena hanya bagian yang penting dari domain simulasi yang diproses dengan tingkat presisi tinggi.

AMR memiliki hubungan yang erat dengan CFD karena perannya dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi simulasi aliran fluida. Analisis aliran fluida dalam CFD sering mencakup skala spasial yang luas dan perubahan signifikan dalam karakteristik aliran, seperti aliran turbulen, gelombang kejut, atau interaksi antara fluida dan permukaan padat (Wang et al., 2024). AMR memungkinkan simulasi CFD untuk secara adaptif memperhalus *grid* di area yang membutuhkan resolusi tinggi, seperti di sekitar batas aliran atau daerah dengan gradien tekanan atau kecepatan yang tajam, sambil mempertahankan *grid* yang lebih kasar di area dengan perubahan yang lebih halus (Tofany, 2025). Hal ini tidak hanya

meningkatkan presisi hasil simulasi tetapi juga mengurangi kebutuhan komputasi yang besar dibandingkan penggunaan *grid* seragam dengan resolusi tinggi di seluruh domain (Tofany, 2025). AMR membantu para peneliti dan insinyur melakukan simulasi CFD yang lebih efisien dan akurat, memungkinkan pemahaman yang lebih dalam tentang dinamika fluida yang kompleks.

Duncan A. McGough dalam penelitiannya menggunakan AMR untuk memodelkan detonasi di dalam OpenFOAM, sebuah perangkat lunak *open-source* untuk CFD (McGough, 2020). Penelitian ini mengeksplorasi apakah AMR dapat mengurangi biaya komputasi dalam simulasi gelombang detonasi yang terjadi pada *Pulse Detonation Engine* (PDE) dan *Rotating Detonation Engine* (RDE). AMR digunakan untuk memperhalus *mesh* secara dinamis di area dengan gradien tekanan tinggi, yang penting untuk menangkap detail gelombang detonasi. Hasil penelitian McGough menunjukkan bahwa AMR memungkinkan reproduksi gelombang detonasi dua dimensi dengan presisi yang sebanding dengan *mesh* statis, sambil mengurangi biaya komputasi lebih dari 96%. Parameter AMR akan ditunjukkan pada gambar 2.1 dan tabel 2.1 sebagai rentang parameter AMR yang akan digunakan dalam simulasi.



Gambar 2.1 Multivariable AMR

Sumber: Tofany & Latifah, 2025a

Tabel 2.1 Parameter AMR

Parameter	Keterangan	Nilai
ϕ_i	Nilai Skalar (fraksi volume fasa) untuk <i>refinement</i>	ϕ_g dan ϕ_w
ϕ_i^{Low}	Batas bawah untuk <i>refinement</i>	$\phi_g^{Low} = 1e^{-2}, \phi_w^{Low} = 1e^{-3}$
ϕ_i^{Up}	Batas atas untuk <i>refinement</i>	$\phi_g^{Up} = 0.64, \phi_w^{Up} = 0.999$
t_r	<i>Refinement</i> interval yang mengaktifkan pembaruan <i>mesh</i>	1
r_{Max}	Tingkat penyempurnaan maksimum	bervariasi
n_r	Jumlah lapisan untuk <i>refined cells</i>	3
n_b	Jumlah sel dalam <i>buffer layer</i> dengan $0 < r < r_{max}$	3

Sumber: Tofany & Latifah, 2025a

2.1.6 One-At-A-Time Analysis

One-At-A-Time Analysis (OAT) adalah metode analisis yang mengevaluasi pengaruh setiap variabel *input* secara individual terhadap *output* dengan mengubah satu variabel dalam satu waktu, sementara variabel lainnya tetap konstan. Pendekatan ini membantu dalam memahami sejauh mana perubahan pada masing-masing parameter *input* dapat mempengaruhi hasil yang dihasilkan oleh model.

Metode ini sering digunakan dalam pemodelan numerik dan simulasi karena kemudahannya dalam implementasi serta kemampuannya dalam memberikan gambaran awal mengenai sensitivitas suatu sistem terhadap variasi parameter tertentu. Konteks pemodelan CFD dan AMR dapat menggunakan OAT untuk mengevaluasi dampak parameter AMR terhadap akurasi dan efisiensi simulasi.

Penelitian ini menggunakan OAT sebagai sumber pengumpulan data *Execution Time*, *WaveTimeSeries* dan *Sediment Form*. Penelitian ini menggunakan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengevaluasi

tingkat akurasi hasil simulasi sebagaimana dituliskan pada persamaan 2.13. RMSE digunakan sebagai metrik untuk mengukur akurasi prediksi dalam analisis (Liemohn et al., 2021). RMSE adalah metrik yang sering digunakan untuk menilai akurasi model prediktif, yang menghitung rata-rata akar kuadrat dari kesalahan antara nilai yang diprediksi dan nilai yang sebenarnya (Chicco et al., 2021). RMSE dihitung setiap kali parameter *input* diubah.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.13)$$

2.1.7 **Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm**

Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA) adalah algoritma berbasis *evolutionary* computation yang dirancang untuk menyelesaikan masalah optimasi multi-objektif. NSGA pertama kali diperkenalkan oleh Srinivas dan Deb pada tahun 1994 dan telah berkembang menjadi beberapa varian seperti NSGA-II dan NSGA-III yang lebih efisien. Algoritma ini menggunakan konsep *non-dominated sorting* untuk menentukan solusi yang mendekati optimal dengan mempertimbangkan lebih dari satu fungsi tujuan yang saling bertentangan. Pada simulasi tsunami berbasis CFD, NSGA berfungsi untuk mengoptimalkan parameter seperti resolusi *mesh*, waktu komputasi, dan akurasi, sehingga menghasilkan solusi yang efisien dan efektif.

NSGA memiliki beberapa prinsip utama yaitu *Non-dominated Sorting*, *Crowding Distance*, Operator Genetik, dan *Elitism*. *Non-dominated Sorting*: Solusi diklasifikasikan ke dalam beberapa tingkat berdasarkan dominasi *Pareto*. Solusi yang tidak didominasi oleh solusi lain berada di tingkatan tertinggi (*Pareto front*). *Crowding Distance*: Metode ini digunakan untuk menjaga keragaman solusi dalam populasi, dengan mengutamakan solusi yang berada pada posisi lebih terpencar. Operator Genetik: NSGA menggunakan mekanisme *crossover* dan *mutation* untuk menghasilkan

solusi baru, serupa dengan pendekatan dalam algoritma genetik konvensional. *Elitism* (pada NSGA-II): Memastikan solusi terbaik dari generasi sebelumnya tetap dipertahankan dalam populasi berikutnya untuk meningkatkan kualitas solusi secara bertahap.

2.1.8 TOPSIS

TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*) bekerja dengan prinsip memilih alternatif terbaik yang memiliki jarak terdekat dengan solusi ideal positif (solusi terbaik) dan jarak terjauh dari solusi ideal negatif (solusi terburuk). Prosesnya dimulai dengan membangun matriks keputusan yang berisi nilai-nilai kriteria untuk setiap alternatif. Matriks ini kemudian dinormalisasi untuk memastikan setiap kriteria berada pada skala yang sama. Selanjutnya, dilakukan pembobotan pada nilai yang telah dinormalisasi berdasarkan bobot masing-masing kriteria. Dari matriks berbobot ini, dihitung jarak antara setiap alternatif dengan solusi ideal positif dan negatif menggunakan metode jarak Euclidean. Akhirnya, rasio kedekatan terhadap solusi ideal dihitung untuk setiap alternatif, di mana alternatif dengan rasio tertinggi dianggap sebagai pilihan terbaik. Proses ini memungkinkan pengambilan keputusan yang sistematis dan objektif dalam menyelesaikan masalah multi-kriteria.

2.2 Hasil Penelitian Terdahulu

Tabel 2.2 menyajikan ringkasan penelitian terdahulu yang relevan dengan topik ini yang mencakup berbagai metode, teknik, dan temuan yang telah diterapkan dalam studi terkait. Tabel ini memberikan gambaran umum mengenai pendekatan yang digunakan dalam penelitian sebelumnya serta perbandingan hasil yang dicapai dalam konteks masalah yang diteliti.

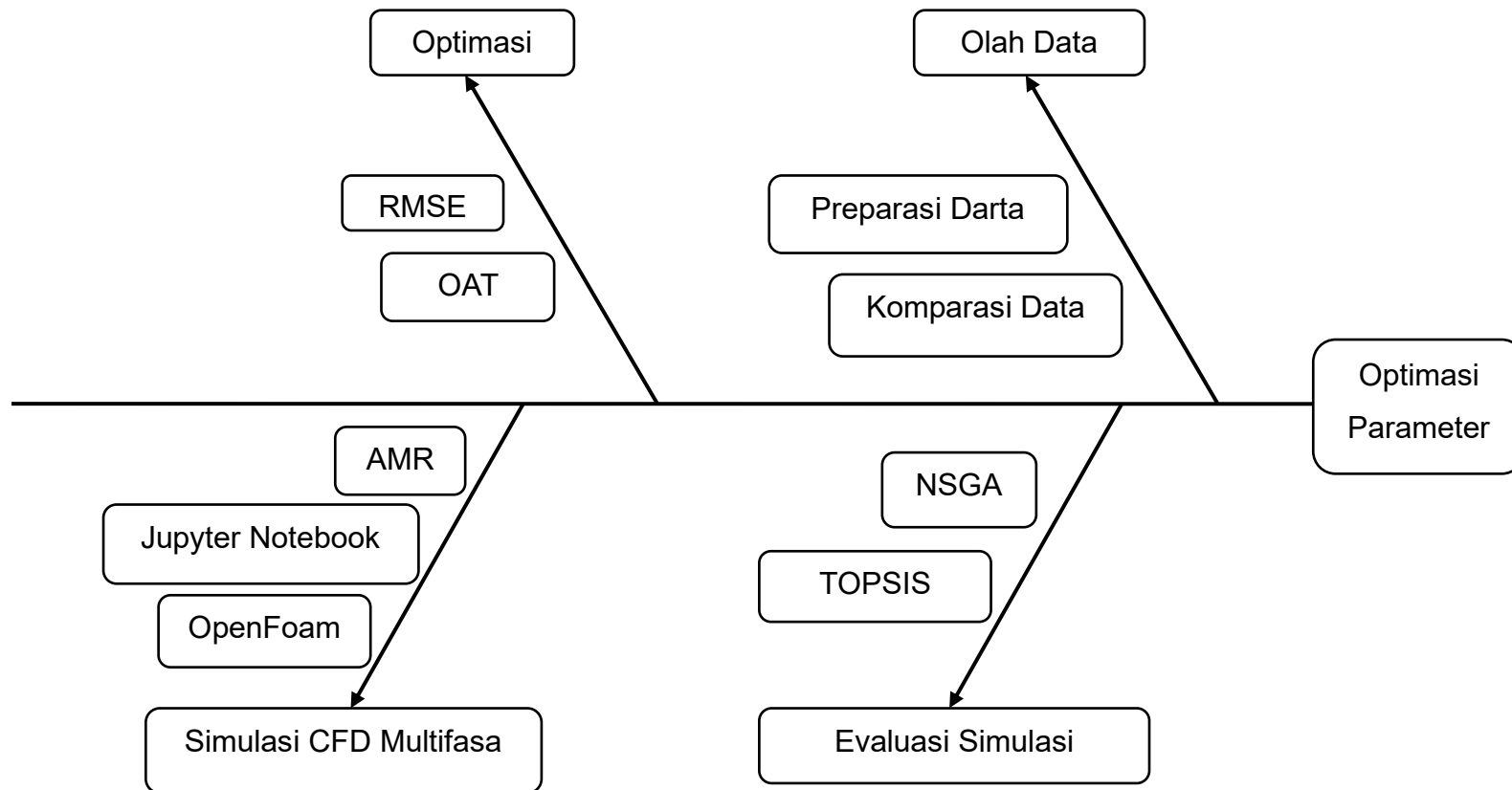
Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

No.	Judul	Penulis	Kesamaan	Hasil
1	<i>Subaerial Landslide-induced waves investigated with an adaptively mesh refined multiphase granular flow model</i>	(Tofany, 2025)	Model dan Masalah	Penelitian ini mengembangkan model simulasi efisien berbasis AMR untuk memprediksi dinamika gelombang yang diinduksi oleh longsoran subaerial. Penelitian ini mengintegrasikan AMR ke dalam model CFD <i>multiphase</i> untuk memperbaiki resolusi <i>mesh</i> secara adaptif di area kunci. Pendekatan ini mengurangi biaya komputasi sambil mempertahankan akurasi. Hasil menunjukkan bahwa AMR mampu menjaga akurasi yang setara dengan <i>mesh</i> statis tetapi secara signifikan meningkatkan efisiensi komputasi, terutama pada skenario dengan jumlah sel tinggi. Penelitian ini menyoroti pentingnya pemilihan parameter AMR.

2	<i>Load Balanced 2D and 3D Adaptive Mesh Refinement in OpenFOAM</i>	(Rettenmaier et al., 2019)	Model.	Penelitian ini menerapkan <i>Adaptive Mesh Refinement</i> pada simulasi 2D dan 3D untuk CFD. AMR berhasil melakukan efisiensi komputasi dalam kasus area penting yang bergerak.
3	<i>A novel feature selection method based on global sensitivity analysis with application in machine learning-based prediction model</i>	(Zhang, 2019)	Metode	Penelitian ini menggunakan <i>sensitivity analysis</i> untuk memaksimalkan model yang ia miliki. Peneliti menggunakan MAE (<i>Mean Absolut Error</i>) dan RMSE (<i>Root Mean Square Error</i>) sebagai indikator performa
4	<i>A Comprehensive Review on NSGA-II for Multi-Objective Combinatorial Optimization Problems</i>	(Verma et al., 2021)	Metode	Penelitian ini melakukan <i>Review</i> tentang penggunaan NSGA di beberapa bidang ilmu penelitian. Artikel ini memberikan tinjauan menyeluruh mengenai algoritma optimasi multi-objektif NSGA-II yang diterapkan pada berbagai masalah optimasi kombinatorial, seperti masalah penugasan, alokasi, perjalanan salesman, perutean kendaraan, penjadwalan, dan <i>knapsack</i> .

Sumber: diolah oleh peneliti

2.3 Kerangka Berpikir



Gambar 2.2 Kerangka Berpikir

Sumber: Diolah oleh peneliti

Berdasarkan Gambar 2.2 sudah diketahui bahwa simulasi CFD multifasa sudah berhasil menerapkan AMR. AMR sudah digunakan pada penelitian sebelumnya untuk mengurangi permasalahan waktu komputasi. Penelitian ini akan menganalisis parameter-parameter yang terdapat pada AMR untuk memahami pengaruhnya terhadap hasil simulasi (*Sediment Refinement Criteria*, *Water Refinement Criteria*, *Refinement Interval*, *Buffer Layer*, dan *N-layer*) menggunakan desain eksperimen. Hal ini diajukan untuk mengetahui parameter mana yang memberikan pengaruh paling besar pada hasil simulasi. Setiap parameter akan dikumpulkan datanya dengan melakukan beberapa kali simulasi. Setiap simulasi diambil data dan dievaluasi mulai dari waktu komputasi, keakuratan simulasi dalam bentuk *wave time series* dan *sediment form*. *Wave time series* dan *sediment form* akan dievaluasi akurasi dengan data eksperimen menggunakan ukuran kuantitatif yaitu RMSE. Waktu komputasi akan diambil data dari *execution time*. Hasil analisis disusun dalam bentuk tabel untuk mengevaluasi sejauh mana optimasi yang dilakukan dapat meningkatkan waktu komputasi dan akurasi. Hasil dari evaluasi akan dibandingkan dengan cara konvensional yaitu analisis sensitivitas untuk dilihat seberapa besar peningkatan waktu komputasi yang didapatkan dan konfigurasi parameter ditentukan untuk selanjutnya dimanfaatkan bagi penelitian berikutnya yang menggunakan *tools* AMR pada simulasi CFD.