



**FORUM GURU BESAR**  
INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG



# **Orasi Ilmiah Guru Besar Institut Teknologi Bandung**



## **METODOLOGI ANALISIS ALIRAN FLUIDA KOMPLEKS**

**Profesor Lavi Rizki Zuhal**  
Fakultas Teknik Mesin dan Dirgantara  
Institut Teknologi Bandung

**Aula Barat ITB**  
**18 Mei 2024**



Orasi Ilmiah Guru Besar  
Institut Teknologi Bandung

**METODOLOGI ANALISIS ALIRAN  
FLUIDA KOMPLEKS**





Orasi Ilmiah Guru Besar  
Institut Teknologi Bandung

# **METODOLOGI ANALISIS ALIRAN FLUIDA KOMPLEKS**

**Prof. Lavi Rizki Zuhail**

18 Mei 2024  
Aula Barat ITB



Hak cipta © pada penulis dan dilindungi Undang-Undang

Hak penerbitan pada ITB Press

Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh bagian dari buku ini tanpa izin dari penerbit

*Orasi ilmiah Guru Besar Institut Teknologi Bandung:*

**METODOLOGI ANALISIS ALIRAN FLUIDA KOMPLEKS**

Penulis : Prof. Lavi Rizki Zuhail  
Reviewer : Prof. Leonardo Gunawan

Editor Bahasa : Rina Lestari  
Cetakan I : 2024

ISBN : 978-623-297-448-7  
e-ISBN : 978-623-297-449-4 (PDF)



© Gedung STP ITB, Lantai 1,  
Jl. Ganesa No. 15F Bandung 40132  
☎ +62 22 20469057  
🌐 www.itbpress.id  
✉ office@itbpress.id  
Anggota Ikapi No. 043/JBA/92  
APPTI No. 005.062.1.10.2018

# PRAKATA

*Bismillahirrahmanirrahim*

Alhamdulillah robbil ‘alamin, segala puji bagi Allah Swt., Tuhan sekalian alam. Puji syukur kepada Allah Swt., karena atas rahmat dan berkah-Nya buku orasi ilmiah ini dapat diterbitkan. Terima kasih disampaikan kepada pimpinan dan anggota Forum Guru Besar ITB atas dukungan dalam pencapaian jabatan Guru Besar ini dan kesempatan untuk menyampaikan orasi ilmiah pada Sidang Terbuka FGB ITB pada tanggal 18 Mei 2024.

Naskah ini berisi informasi beberapa kegiatan penelitian yang telah dilakukan sejak penulis bergabung menjadi dosen ITB hingga saat ini. Secara umum, kegiatan penelitian yang disampaikan terkait dengan pengembangan metodologi analisis aliran fluida kompleks. Pertama yang dibahas adalah metodologi optimasi eksperimental yang dikembangkan untuk membantu mendapatkan pemahaman fisis dari suatu kasus aliran fluida yang rumit untuk dipelajari menggunakan metode standar. Hal kedua yang dibahas adalah pengembangan metodologi komputasional, yang mampu melakukan simulasi kasus interaksi fluida-struktur dengan defleksi yang besar. Topik terakhir yang dibahas adalah metode analisis aliran fluida berbasis data dengan memanfaatkan algoritma *deep learning*. Dalam tiap topik bahasan, diberikan contoh penerapan dari metodologi analisis tersebut dalam menyelesaikan permasalahan aliran kompleks.

Semoga tulisan ini dapat menambah wawasan, menginspirasi, dan memberi manfaat bagi pembaca.

Bandung, 18 April 2024

Lavi Rizki Zuhail



# SINOPSIS

Salah satu tantangan di bidang aerodinamika/mechanika fluida saat ini didasari oleh adanya kebutuhan akan teknologi ramah lingkungan. Di antaranya adalah teknologi pembangkitan energi berkelanjutan yang baru, termasuk yang dipanen dari suatu aliran fluida. Tantangan lain yang cukup menantang adalah pencarian suatu sistem propulsi baru untuk wahana tanpa awak berukuran kecil, baik untuk wahana tanpa awak udara maupun air, yang mampu melakukan berbagai gerakan yang belum bisa dilakukan oleh wahana yang ada saat ini.

Pemahaman tentang aliran fluida kompleks, termasuk yang terkait dengan kebutuhan di atas, telah menjadi topik riset yang dilakukan oleh penulis, selama lebih dari 20 tahun berkarier di ITB. Mayoritas dari penelitian yang dilakukan adalah untuk aliran di sekitar benda yang berkecepatan rendah. Namun demikian, permukaan benda yang dipelajari mengalami perubahan terhadap waktu. Pada beberapa kasus, perubahan permukaan benda yang dikaji mengalami deformasi yang diakibatkan oleh interaksi permukaan dengan fluida. Perubahan pada permukaan benda, seperti yang dijelaskan di atas, akan menghasilkan aliran fluida tak-tunak yang didominasi oleh pembangkitan dan interaksi vorteks (pusaran) yang cukup kompleks. Kompleksitas aliran yang dihasilkan adalah sedemikian rupa sehingga memerlukan berbagai pengembangan metodologi analisis aliran agar fenomena fisik aliran tersebut dapat dipahami. Pemahaman fenomena fisik adalah syarat mutlak dalam pengembangan suatu teknologi baru.

Setelah memberikan gambaran umum tentang aerodinamika/mechanika fluida, serta berbagai tantangannya, pada bagian pendahuluan, Bab 2 membahas pengembangan metodologi eksperimental, dengan memanfaatkan *machine learning*, untuk mempelajari mekanisme pembangkitan gaya akibat adanya pergerakan dari permukaan benda. Metode eksperimen dikembangkan untuk memodelkan aliran yang terinspirasi oleh gerakan hewan di udara maupun air. Selanjutnya, salah satu hasil penelitian terkait, yaitu aliran di sekitar sayap kepak, ditunjukkan serta dianalisis untuk menunjukkan kekuatan dari metodologi eksperimental yang dibangun.

Bab 3 membahas pengembangan metode komputasional fluida atau *Computational Fluid Dynamics* (CFD) dan metode komputasional mekanika padatan atau *Computational Solid Mechanics* (CSM)). Metode CFD dan CSM yang dikembangkan adalah metode komputasi tanpa kisi-kisi (*meshless*) berbasis partikel. Metode ini dikembangkan agar dapat digunakan untuk keperluan simulasi aliran di sekitar benda yang bergerak/berdeformasi. Dari beberapa metode CFD berbasis partikel yang pernah dikembangkan, buku ini akan mengulas metode CFD yang dikenal dengan sebutan *Vortex Particle Method* (VPM). Sementara itu, metode CSM yang dikenal dengan sebutan *Smoothed-Particle Hydrodynamics* (SPH) telah menjadi metode simulasi mekanika padatan yang dipilih untuk dipaparkan dalam buku ini. Selanjutnya, dibahas pemodelan struktur yang digabungkan dengan VPM untuk keperluan simulasi interaksi fluida-struktur beserta aplikasinya.

Bab selanjutnya mengulas tentang kegiatan pengembangan metode analisis fluida berbasis data yang memanfaatkan teknologi *machine learning*. Beberapa metode *machine learning* telah dikembangkan untuk keperluan analisis aliran fluida. Metode pengolahan data aliran fluida ini telah dimanfaatkan untuk berbagai keperluan, seperti untuk perancangan ataupun pemodelan. Pada bagian akhir bab ini, ditunjukkan satu contoh penelitian di bidang mekanika fluida berbasis data yang telah dilaksanakan, yaitu pengembangan model turbulensi menggunakan metode *deep learning*.

Bab penutup pada buku orasi ilmiah ini menyampaikan pandangan penulis dan prediksi pengembangan ke depan. Buku ini diharapkan dapat menambah wawasan pembaca tentang fisika aliran fluida dan aplikasinya di bidang rekayasa modern.

# DAFTAR ISI

PRAKATA.....	v
SINOPSIS .....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Aplikasi Aerodinamika dalam Bidang Teknik Dirgantara dan Bidang Rekayasa Lainnya.....	2
1.3 Memahami dan Memprediksi Gerak Fluida .....	6
1.4 Penelitian Aliran Fluida Kompleks di FTMD ITB: Aliran Tak-tunak yang Didominasi oleh Vorteks.....	9
2 OPTIMASI EKSPERIMENTAL UNTUK MEMAHAMI MEKANISME PEMBANGKITAN GAYA PADA ALIRAN KOMPLEKS .....	15
2.1 Optimisasi menggunakan <i>Gaussian Process Regression</i> (GPR).....	16
2.2 Optimasi Eksperimental Menggunakan <i>Gaussian Process Regression</i> (GPR) .....	19
2.3 Fenomena Gerak Kepak pada Kondisi <i>Hover</i> dan Pemodelannya .....	23
2.4 Optimasi Eksperimental Kinematika Rotasional Gerak Kepak.....	25
2.5 Rangkuman dan Pandangan ke Depan Penelitian Mekanika Fluida Eksperimental.....	29
3 MEKANIKA KOMPUTASIONAL BERBASIS PARTIKEL.....	31
3.1 Dinamika Fluida Komputasional Berbasis <i>Vortex Particle Method</i> (VPM) .....	32
3.2 Mekanika Padatan Komputasional Berbasis Partikel .....	43
3.3 Interaksi Struktur dengan Fluida.....	51
3.4 Rangkuman dan Pandangan ke Depan Penelitian bidang Mekanika Komputasional .....	57
4 MEKANIKA FLUIDA BERBASIS DATA.....	59
4.1 Pemodelan Berbasis Data .....	59
4.2 Metodologi Pemodelan Turbulensi Menggunakan <i>Explainable Feed-Forward Neural Network</i> .....	61

4.3	Pemodelan Turbulensi berbasis FFNN untuk Aliran dalam Saluran .....	65
4.4	Rangkuman dan Pandangan ke Depan Penelitian bidang Mekanika Fluida berbasis Data .....	69
5	PENUTUP .....	71
6	UCAPAN TERIMA KASIH .....	73
	DAFTAR PUSTAKA .....	75
	CURRICULUM VITAE .....	79



# DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 1.</b>	Berbagai bentuk penampang sayap (airfoil). Gambar diunduh pada tanggal 15 April 2024 dari < <a href="https://eaglepubs.erau.edu/introductiontoaerospaceflightvehicles/chapter/wing-shapes-and-nomenclature/">https://eaglepubs.erau.edu/introductiontoaerospaceflightvehicles/chapter/wing-shapes-and-nomenclature/</a> >. ....	3
<b>Gambar 2.</b>	Efisiensi pesawat terbang dari tahun ke tahun [Janes, M., 2002].....	5
<b>Gambar 3.</b>	Skematis sistem dasar pengukuran PIV [Raffel et al., 2018]. ....	20
<b>Gambar 4.</b>	Sistem eksperimental dengan bantuan GPR untuk mempelajari model sistem propulsi bawah air [Fathurrohman et al., 2022]. ....	22
<b>Gambar 5.</b>	Hasil pengukuran $C_l$ sebagai fungsi dari (a) waktu rotasi dan durasi rotasi dan (b) amplitudo kepak dan sudut serang; kontur $C_l$ (c) dan (d); histogram solusi optimal, dikompilasi dari 25 proses GPR [Daniella, D., 2015]. ....	26
<b>Gambar 6.</b>	Ilustrasi kinematika kepak dan riwayat gaya dari (a) hasil optimum Kasus 1, (b) hasil optimum kasus 2, dan (c) hasil sub-optimum dari Kasus 1 [Daniella, D., 2015]. ....	27
<b>Gambar 7.</b>	Hasil Pengukuran PIV: (a) ilustrasi pembangkitan gaya angkat akibat supinasi pelat pada akhir <i>downstroke</i> pertama, diikuti <i>upstroke</i> ke atas; (b) medan kecepatan pada akhir setengah kepak [Daniella, D., 2015]. ....	28
<b>Gambar 8.</b>	Konfigurasi aliran melewati airfoil.....	35
<b>Gambar 9.</b>	Perbandingan kontur vortisitas dari hasil saat ini dengan yang diperoleh dari [Kurtulus et al., 2015] pada tiga AoA yang berbeda; (a): AoA = 5°, (b): AoA = 10°, (c): AoA = 15° [Duong & Zuhail, 2022]. ....	36
<b>Gambar 10.</b>	Gambar di kolom kiri menunjukkan riwayat waktu koefisien lift pada tiga AoA yang berbeda ((a): AoA = 10°, (c): AoA = 15°, (e): AoA = 20°), dan kontur vortisitas sesaat pada beberapa waktu sesaat; gambar di kolom kanan menunjukkan spektrum amplitudo koefisien lift pada tiga AoA yang berbeda ((b): AoA = 10°, (d): AoA =	

	15°, (f): AoA = 20°). Garis putus-putus magenta menunjukkan periode waktu untuk mengambil sampel untuk perhitungan angka Strouhal [Duong & Zuhail, 2022]. .....	37
<b>Gambar 11.</b>	Konfigurasi silinder belah ketupat pada domain fluida. ....	39
<b>Gambar 12.</b>	Klasifikasi pola aliran aliran di sekitar dua silinder berbentuk berlian dalam susunan tandem [Firdaus et al., 2023]. .....	40
<b>Gambar 13.</b>	Distribusi vortisitas sesaat dari aliran di sekitar silinder persegi yang diputar dalam susunan tandem pada Re = 40 [Firdaus et al., 2023]. .....	40
<b>Gambar 14.</b>	Garis arus kecepatan sesaat dari aliran di sekitar silinder persegi yang diputar dalam susunan tandem pada Re = 40 [Firdaus et al., 2023]. .....	41
<b>Gambar 15.</b>	Riwayat waktu dari koefisien drag Cd dan lift Cl yang diberikan pada silinder persegi yang diputar secara berurutan dalam susunan tandem [Firdaus et al., 2023]. .....	42
<b>Gambar 16.</b>	Radius pengaruh titik- <i>i</i> untuk aproksimasi nilai suatu fungsi. ....	44
<b>Gambar 17.</b>	Kontur tegangan pada pelat yang diberikan kelajuan sudut awal [Wiragunarsa et al., 2024 <sup>b</sup> ]. .....	46
<b>Gambar 18.</b>	Analisis kuantitatif untuk mengamati kekekalan: (a) momentum linear, (b) momentum sudut [Wiragunarsa et al., 2024 <sup>b</sup> ]. .....	47
<b>Gambar 19.</b>	Konfigurasi batang yang diberi distribusi kecepatan untuk analisis kekekalan energi. ....	48
<b>Gambar 20.</b>	Kontur tegangan pada batang yang diberi distribusi kecepatan awal [Wiragunarsa et al., 2024 <sup>b</sup> ]. .....	48
<b>Gambar 21.</b>	Analisis kekekalan energi mekanik pada batang yang diberi distribusi kecepatan awal [Wiragunarsa et al., 2024 <sup>b</sup> ]. .....	49
<b>Gambar 22.</b>	Konfigurasi batang yang dipuntir oleh distribusi kecepatan sudut awal. ....	50
<b>Gambar 23.</b>	Analisis konvergensi kualitatif pada deformasi batang dengan berbagai konfigurasi partikel [Wiragunarsa et al., 2024 <sup>b</sup> ]. .....	50

<b>Gambar 24.</b>	Analisis kestabilan pada batang saat mengalami deformasi yang sangat besar [Wiragunarsa et al., 2024 <sup>b</sup> ].	51
<b>Gambar 25.</b>	Konfigurasi bendera terbalik 2D	53
<b>Gambar 26.</b>	Riwayat waktu pergeseran ujung depan bendera 2D hasil simulasi [Andria, N., 2023] dibandingkan dengan data eksperimen [Kim et al. 2013].	53
<b>Gambar 27.</b>	Konfigurasi bendera terbalik 3D	54
<b>Gambar 28.</b>	Riwayat waktu pergeseran ujung depan bendera 3D hasil simulasi [Andria, N., 2023] dibandingkan dengan data eksperimen [Kim et al. 2013].	55
<b>Gambar 29.</b>	Visualisasi pusaran samping direpresentasikan oleh irisan 2D dari vortisitas pada beberapa lokasi bendera [Andria, N., 2023].	56
<b>Gambar 30.</b>	Arsitektur pemodelan turbulensi berbasis FFNN.	64
<b>Gambar 31.</b>	Komponen <i>off-diagonal</i> tegangan Reynolds yang didapat menggunakan FFNN, TBNN, RANS, dan DNS [Alhafiz, M.R., 2023].	67
<b>Gambar 32.</b>	Komponen <i>diagonal</i> dari tegangan Reynolds yang didapat menggunakan FFNN, TBNN, RANS, dan DNS [Alhafiz, M.R., 2023].	67
<b>Gambar 33.</b>	Ringkasan SHAP untuk aliran di dalam saluran persegi. SHAP diambil dari model FFNN [Alhafiz, M.R., 2023].	68



# 1 PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Manusia adalah makhluk yang hidup di dalam lingkup atmosfer bumi. Tidak mengherankan apabila manusia selalu berhadapan dengan masalah dinamika udara yang ada di sekitarnya. Oleh sebab itu, kemampuan untuk dapat memahami dan memprediksikan gerak udara menjadi salah satu persoalan fundamental yang senantiasa dipelajari dalam berbagai disiplin ilmu, baik ilmu murni (sains) maupun terapannya (*engineering/rekayasa*).

Pemanfaatan dinamika udara sesungguhnya telah dimulai sejak masa lampau. Manusia telah mencoba untuk memanipulasi udara/angin untuk mempermudah kehidupan sehari-hari. Catatan sejarah menunjukkan bahwa ribuan tahun yang lalu manusia telah membuat perahu layar sebagai alat pertama yang memanfaatkan energi angin. Selain itu, sekitar tahun 500 Masehi orang Persia mulai memanfaatkan energi angin untuk keperluan penggilingan dan pompa air. Nenek moyang kita pun telah mengarungi lautan dengan menggunakan kapal layar yang memanfaatkan energi angin, seperti kapal Pinisi. Dengan kata lain, manusia pada saat itu telah mengerti bagaimana memanfaatkan gaya-gaya yang dihasilkan oleh interaksi antara udara dan wahana-wahana yang mereka ciptakan untuk mempermudah kehidupan, walaupun pada saat itu ilmu fisika yang menjelaskan bagaimana dan mengapa alat-alat tersebut bekerja belum begitu berkembang.

Pada awal abad 20, untuk pertama kalinya manusia dapat mewujudkan keinginannya untuk bisa terbang seperti burung. Pada tanggal 17 Desember 1903, Wright Bersaudara berhasil membuktikan bahwa benda yang lebih berat dari udara dapat terbang. Keberhasilan ini menunjukkan pencapaian signifikan oleh manusia dalam memanipulasi aliran udara untuk memenuhi kebutuhannya. Maka sejak saat itulah, berkembang suatu cabang ilmu baru, yaitu Aerodinamika.

Kata aerodinamika berasal dari dua kata dalam bahasa Yunani, yaitu *aerios* yang berarti sesuatu yang berhubungan dengan udara, dan *dynamis* yang berarti gaya. Jadi secara harfiah, aerodinamika adalah ilmu yang mempelajari pergerakan dari udara dan gas. Secara garis besar, tujuan dari analisis aerodinamika adalah:

1. Memprediksi gaya-gaya, momen, dan perpindahan panas dari benda yang bergerak di dalam udara.
2. Menentukan sifat-sifat udara yang mengalir di dalam sebuah saluran seperti, mesin jet, dan roket.

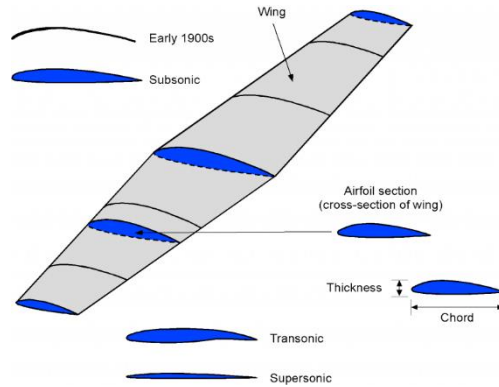
Selama seratus tahun terakhir ini, ilmu aerodinamika telah mengalami perkembangan yang sangat pesat. Kini, manfaat ilmu aerodinamika tidak hanya dirasakan dalam bidang aeronautika, tetapi juga telah merambah ke bidang-bidang ilmu lainnya. Hal ini dimungkinkan karena berkembangnya metode analisis aliran fluida, khususnya metode eksperimental dan komputasional.

Buku ini memaparkan kegiatan penelitian pengembangan metodologi analisis aliran fluida yang dilakukan oleh penulis di Institut Teknologi Bandung.

## **1.2 Aplikasi Aerodinamika dalam Bidang Teknik Dirgantara dan Bidang Rekayasa Lainnya**

Sepanjang abad 20, industri kedirgantaraan mengalami perkembangan yang sangat pesat. Hal ini dapat dilihat dari kemampuan manusia untuk menjelajah ruang angkasa yang hanya ditempuh dalam waktu enam dasawarsa sejak penerbangan perdana dilakukan. Keberhasilan ini tidak terlepas dari perkembangan ilmu aerodinamika. Salah satu sumbangan terbesar dari ilmu aerodinamika pada masa itu yang masih terus diaplikasikan hingga saat ini adalah pengetahuan dalam memprediksi aliran udara disekitar sayap.

Dalam wahana udara, sayap memiliki fungsi yang paling fundamental, yaitu sebagai alat yang menghasilkan gaya angkat. Aliran udara yang melintasi sayap harus dimanipulasi sedemikian rupa agar dapat menghasilkan gaya angkat sebesar mungkin dan gaya hambat sekecil mungkin. Syarat ini dipenuhi apabila penampang sayap, yang disebut *airfoil*, mempunyai bentuk melengkung seperti yang terlihat pada Gambar 1. Performa dari sebuah sayap sangat ditentukan oleh bentuk airfoilnya.



**Gambar 1.** Berbagai bentuk penampang sayap (airfoil). Gambar diunduh pada tanggal 15 April 2024 dari <<https://eaglepubs.erau.edu/introductiontoaerospaceflightvehicles/chapter/wing-shapes-and-nomenclature/>>.

Pesawat-pesawat udara pertama menggunakan airfoil dengan bentuk seperti pelat datar yang dibengkokkan. Bentuk airfoil seperti ini terinspirasi oleh bentuk sayap burung. Geometri semacam itu menghasilkan gaya angkat dengan nilai maksimum yang rendah sehingga pesawat-pesawat udara tersebut cenderung menggunakan konfigurasi sayap ganda atau *biplane*.

Setelah Perang Dunia I, kebutuhan untuk terbang dengan kecepatan yang lebih tinggi mulai dirasakan. Hal ini mendorong berbagai penelitian untuk meningkatkan performa aerodinamik dari airfoil demi memenuhi kebutuhan tersebut. Penelitian-penelitian pada tahun 1920-an menghasilkan airfoil yang lebih tebal dan mampu menghasilkan gaya angkat maksimum yang lebih tinggi. Hal ini menghasilkan suatu konfigurasi pesawat udara yang lebih optimum.

Pasca Perang Dunia II, bersamaan dengan dikembangkannya mesin jet, pesawat-pesawat melaju lebih cepat sehingga permasalahan-permasalahan yang terkait dengan aliran udara menjadi jauh lebih kompleks. Pada saat itu mulai disadari adanya fenomena baru yaitu terbentuknya gelombang kejut ketika pesawat sedang terbang di domain transonik atau sekitar kecepatan suara. Fenomena tersebut menyebabkan terjadinya peningkatan gaya hambat yang signifikan. Hasil penelitian mengungkapkan bahwa sayap dengan konfigurasi *sweptback* dan penampang airfoil yang permukaan atasnya cenderung datar mampu mengurangi peningkatan gaya hambat ketika kecepatan pesawat mendekati kecepatan suara.

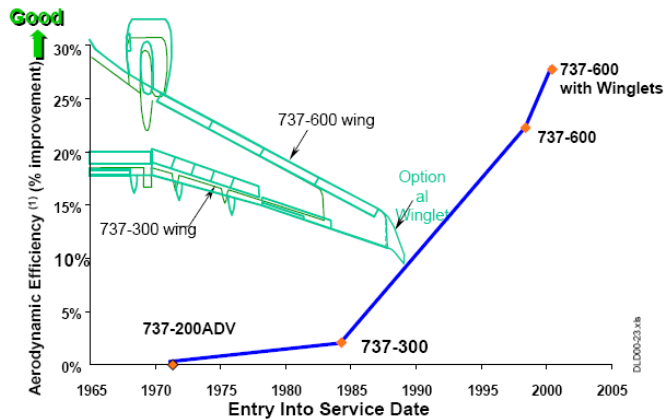
Tantangan yang muncul kemudian adalah penerbangan di domain supersonik. Pada awalnya berkembang mitos bahwa pesawat udara tidak akan mampu terbang menembus kecepatan suara. Mitos itu akhirnya terpatahkan sebagai buah dari kerja keras yang cukup panjang. Berbagai penelitian pada masa itu menunjukkan bahwa sayap dengan *aspect ratio* rendah, seperti sayap dengan konfigurasi delta, dan airfoil yang tipis akan membentuk gelombang kejut yang relatif lemah sehingga mampu mengurangi peningkatan gaya hambat pada penerbangan di domain supersonik.

Manusia memang tidak pernah berhenti berinovasi. Di dunia penerbangan, ambisi manusia tidak lagi terperangkap oleh sekat-sekat atmosfer. Kemungkinan untuk melakukan penerbangan menjelajah luar angkasa dimulai sejak awal tahun 1950-an. Dalam perkembangannya diketahui bahwa agar bisa lepas dari medan gravitasi bumi, wahana dengan misi penjelajahan luar angkasa harus mampu terbang dengan kecepatan yang sangat tinggi, hingga puluhan kali melebihi kecepatan suara. Sejak saat itu, sejarah penerbangan hipersonik dimulai.

Permasalahan baru yang muncul dalam penerbangan hipersonik adalah pemanasan aerodinamika (*aerodynamic heating*) yang disebabkan oleh konversi energi kinetik dan potensial menjadi panas, pada saat wahana sedang kembali menuju permukaan bumi. Panas hasil proses konversi energi ini menyebabkan tingginya temperatur wahana maupun udara di sekitarnya, yang perlu diperhatikan agar tidak mengganggu integritas struktur wahana tersebut. Pemanasan aerodinamika dapat dikurangi apabila sebagian energi tadi digunakan untuk membentuk gelombang kejut yang lebih kuat. Hal inilah yang menyebabkan mengapa desain airfoil pada sayap pesawat ulang alik cenderung tebal.

Perkembangan aerodinamika sebagai sebuah disiplin ilmu masih terus bergerak maju, bahkan ketika industri penerbangan mulai memasuki masa konvergennya. Sejak belasan tahun yang lalu desain pesawat cenderung tidak berubah. Pengembangan lebih banyak difokuskan dalam bidang optimasi desain aerodinamik untuk mencapai efisiensi dan performa yang lebih baik. Sebagai contoh, modifikasi pesawat Boeing 737 dari tahun ke tahun, selama lebih dari 30 tahun, diarahkan untuk meningkatkan efisiensi aerodinamika, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.





**Gambar 2.** Efisiensi pesawat terbang dari tahun ke tahun [Janes, M., 2002].

Saat ini penggunaan analisis aerodinamika, baik eksperimental maupun komputasional, telah merambah luas ke bidang-bidang ilmu rekayasa maupun ilmu terapan lainnya. Bangunan-bangunan maupun monumen-monumen karya seni modern membutuhkan kaji aerodinamika yang mendalam. Salah satu contoh adalah dalam kasus pembangunan pencakar langit Taipei 101, yang merupakan salah satu bangunan tertinggi di dunia saat ini. Pada saat pengembangan, model dari gedung yang mempunyai ketinggian hampir 500 m ini diuji di terowongan angin. Hasil uji coba menunjukkan bahwa gedung tersebut harus didesain ulang untuk mengurangi beban aerodinamika yang sangat besar

Jembatan yang dulunya hanya digunakan untuk menyeberangi sungai, sekarang dibangun untuk menyeberangi selat. Desain jembatan bentang panjang seperti ini harus memperhatikan aspek aerodinamika mengingat jembatan ini sangat rentan terhadap fenomena getaran akibat interaksi fluida-struktur yang disebabkan oleh induksi angin.

Di bidang elektronika, masalah aerodinamika dapat ditemukan pada permasalahan gerak piringan *hard disc drive* terkait dengan masalah getaran yang disebabkan oleh aliran berputar. Masalah lainnya berkaitan dengan semakin bertambahnya jumlah transistor yang ada di dalam sebuah keping elektronik. Salah satu faktor yang membatasi tren miniaturisasi elektronik saat ini adalah keterbatasan kemampuan untuk mengendalikan aliran udara yang digunakan dalam proses pendinginan keping-keping elektronik tersebut.

Pada bidang kedokteran, fenomena gelombang kejut kini dimanfaatkan untuk memecahkan batu ginjal (*Extracorporal Shock Wave Lithotripsy*) sehingga tidak lagi perlu dilakukan operasi pembedahan. Pada bidang olahraga pun, konsep-konsep aerodinamika dimanfaatkan dalam merancang pola pada permukaan bola, mobil balap formula, sepeda, dan pakaian *sprinter* pelari modern. Manipulasi aerodinamik tersebut telah mampu meningkatkan performa para atlet yang menggunakannya.

Masalah-masalah aliran yang diungkapkan di atas tidak kalah rumit dan menarik untuk dipelajari apabila dibandingkan dengan aliran yang ditemui di bidang kedirgantaraan. Peningkatan kemampuan analisis aerodinamika untuk dapat diterapkan pada bidang-bidang tersebut merupakan suatu tantangan yang harus dihadapi pada masa kini maupun pada masa yang akan datang.

### 1.3 Memahami dan Memprediksi Gerak Fluida

Aerodinamika merupakan bagian dari ilmu mekanika fluida. Aerodinamika adalah ilmu mekanika fluida yang lebih spesifik mempelajari salah satu jenis fluida, yaitu udara. Oleh karena itu, prinsip dasar untuk mempelajari aerodinamika adalah hukum alam untuk gerak fluida atau mekanika fluida. Mekanika fluida adalah ilmu yang mempunyai aplikasi yang sangat luas. Semua benda yang bergerak di bumi pasti akan bergerak di dalam fluida. Aplikasi dari cabang ilmu inipun bervariasi, mulai dari skala yang besar (gerakan atmosfer dan lautan) sampai dengan skala nano yang sangat kecil (aliran subseuler dalam jaringan tubuh manusia).

Untuk memahami suatu permasalahan ilmiah, kita perlu kembali kepada prinsip-prinsip dasar permasalahan tersebut. Hal ini juga berlaku untuk memahami gerak fluida. Hukum-hukum dasar fisika mengharuskan pergerakan fluida memenuhi prinsip-prinsip hukum kekekalan berikut.

1. Hukum Kekekalan Massa
2. Hukum Kekekalan Momentum
3. Hukum Kekekalan Energi

Apabila prinsip-prinsip ini dituliskan dengan menggunakan bahasa matematika, hasilnya adalah sebuah sistem persamaan diferensial parsial. Solusi dari sistem persamaan diferensial adalah medan kecepatan ( $\mathbf{v}$ ), tekanan ( $p$ ), temperature ( $T$ ), yang didapatkan dengan cara menyelesaikan sistem

persamaan diferensial parsial tadi secara bersamaan. Kuantitas yang biasanya diperlukan oleh insinyur, seperti gaya dan momen, didapatkan dari medan properti fluida di atas.

Apabila aliran yang dipelajari dapat diasumsikan sebagai **aliran tak-termampatkan** (*incompressible flow*), aliran di mana perubahan tekanan tidak mengakibatkan perubahan massa jenis yang signifikan untuk setiap partikel fluida selama pergerakannya, maka prinsip dasar yang digunakan hanyalah kekekalan massa dan momentum. Bentuk matematis dari pernyataan kekekalan massa momentum untuk kasus ini adalah sebuah persamaan yang dikenal dengan sebutan persamaan *Navier-Stokes*.

$$\nabla \cdot \mathbf{v} = 0 \quad (1.1)$$

$$\rho \frac{d\mathbf{v}}{dt} = \rho \left( \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} + \mathbf{v} \cdot \nabla \mathbf{v} \right) = -\nabla p + \mu \nabla^2 \mathbf{v} + \rho \mathbf{g} \quad (1.2)$$

Kedua persamaan tersebut diselesaikan secara bersamaan untuk mendapatkan medan kecepatan ( $\mathbf{v}$ ) dan tekanan ( $p$ ), dengan densitas ( $\rho$ ), konstanta gravitasional ( $\mathbf{g}$ ), dan koefisien viskositas ( $\mu$ ) sebagai parameter. Sementara itu, persamaan energi menjadi terpisah dari sistem persamaan, dan hanya perlu diselesaikan apabila informasi medan temperatur diperlukan, seperti dalam kasus perpindahan panas.

Persamaan ini adalah persamaan diferensial parsial orde 2 yang nonlinier dengan empat variabel independen (ruang ( $\mathbf{x}$ ) dan waktu ( $t$ )). Walaupun persamaan ini telah dikenal selama lebih dari seabad, solusi analitis dari persamaan tersebut hanya dapat ditemukan untuk beberapa jenis aliran sederhana. Solusi-solusi tersebut sangat bermanfaat dalam memahami fenomena fisik aliran fluida. Akan tetapi, solusi-solusi tersebut tidak dapat digunakan langsung untuk menyelesaikan permasalahan teknik dan perancangan rekayasa.

Biasanya perlu dilakukan penyederhanaan pada persamaan tersebut dengan cara membuat beberapa asumsi. Metode penyederhanaan seperti ini telah sukses diterapkan untuk beberapa permasalahan aliran seperti aliran udara disekitar airfoil. Akan tetapi, untuk aliran di sekitar atau di dalam benda dengan bentuk geometri yang rumit, asumsi yang dibuat tidak lagi berlaku sehingga penyederhanaan tidak lagi dapat dilakukan. Untuk mempelajari

kasus-kasus aliran kompleks seperti ini, terdapat dua alternatif konvensional, yaitu metode eksperimental dan komputasional.

Metode eksperimental adalah metode klasik yang telah lama digunakan, bahkan sebelum teori dinamika fluida berkembang. Metode eksperimen merupakan metode yang sudah terbukti sangat efektif apabila kita ingin mendapatkan parameter global seperti gaya, momen, dan koefisien perpindahan panas. Metode eksperimental modern juga memungkinkan pengukuran aliran secara lebih rinci dan sangat akurat. Akan tetapi, metode eksperimental membutuhkan biaya dan waktu persiapan yang terkadang secara ekonomis tidak sebanding dengan informasi yang didapat. Selain itu, mempersiapkan suatu eksperimen akan menjadi sangat sulit, bahkan mustahil, untuk kasus aliran kompleks. Tantangan tambahan bagi peneliti di negara berkembang, termasuk Indonesia, adalah minimnya akses ke fasilitas utama yang diperlukan untuk melakukan kaji eksperimental.

Metode komputasional mensimulasikan aliran secara numerik dengan menggunakan komputer. Metode yang relatif baru ini berkembang pesat seiring dengan perkembangan dunia komputer. Tentunya mempelajari aliran dengan cara ini tidak membutuhkan biaya yang besar sehingga merupakan solusi alternatif dari metode eksperimental. Akan tetapi, simulasi numerik adalah sebuah pendekatan yang hasilnya sangat tergantung dari parameter yang diinputkan oleh pengguna. Selain itu, simulasi aliran dengan resolusi tinggi, yang diperlukan dalam menyelesaikan permasalahan aliran kompleks, membutuhkan fasilitas komputasi performa tinggi (*super computer*). Akses akan fasilitas seperti ini masih sangat sulit bagi para peneliti di negara berkembang seperti Indonesia.

Selain kedua metode di atas, saat ini juga sedang berkembang suatu metodologi baru untuk mempelajari aliran fluida kompleks. Metode yang baru berkembang beberapa tahun terakhir ini disebut metode mekanika fluida berbasis data (*data driven fluid mechanics*). Metode ini memanfaatkan kemampuan terkini untuk mengolah mahadata (*big data*) yang didapat, baik dari eksperimen maupun komputasi. Selanjutnya, algoritma *machine learning* (ML), yang khusus dikembangkan untuk masalah dinamika fluida, digunakan untuk mendapatkan korelasi antara masukan-keluaran (*input-output*) dari permasalahan aliran kompleks tersebut. Metodologi ini masih sangat baru dan masih dalam tahap penelitian dan pengembangan. Namun demikian, hasil

sementara menunjukkan bahwa metode ini cukup menjanjikan sebagai komplementer dari metode eksperimental dan komputasional. Ke depan, ketiga metodologi untuk analisis aliran ini akan terus digunakan untuk menjawab berbagai tantangan di bidang mekanika fluida.

#### **1.4 Penelitian Aliran Fluida Kompleks di FTMD ITB: Aliran Tak-tunak yang Didominasi oleh Vorteks**

Sebagaimana telah dijelaskan sebelumnya, tantangan di bidang aerodinamika/mekanika fluida saat ini bukan lagi bagaimana merancang wahana yang dapat bergerak lebih cepat. Namun, tantangannya lebih ke bagaimana merancang suatu wahana yang lebih efisien dan ramah lingkungan. Tantangan ini lah yang menjadi dasar dari pengembangan pesawat transport komersial di dunia saat ini. Tentunya, permasalahan efisiensi sangat terkait dengan pengurangan gaya hambat, yang merupakan permasalahan klasik namun masih tetap menantang di bidang aerodinamika hingga saat ini.

Tantangan lain, yang juga didasari oleh kebutuhan akan teknologi ramah lingkungan, adalah pengembangan berbagai sistem baru untuk pembangkitan energi yang berkelanjutan. Salah satu sistem pembangkit energi berkelanjutan adalah pembangkit listrik tenaga angin, di mana sumber energinya dari angin yang kemudian diarahkan sedemikian rupa untuk memutar turbin angin. Sistem tenaga angin seperti ini hanya dapat diletakkan di daerah tertentu, di mana terdapat potensi angin yang cukup tinggi. Tantangannya adalah mencari mekanisme baru yang dapat memanen energi dari angin di daerah dengan potensi angin yang rendah, seperti daerah perkotaan. Salah satu ide yang dimunculkan untuk mengatasi tantangan ini adalah dengan memanipulasi angin, sedemikian rupa, agar menghasilkan getaran pada sebuah objek. Apabila objek yang bergetar tersebut dibuat dari material yang akan menghasilkan listrik apabila permukaannya bergerak (misalnya objek terbuat dari material *piezoelectric*), maka objek tersebut dapat digunakan untuk memanen energi dari angin. Permasalahan seperti ini adalah suatu persoalan aerodinamika kompleks yang sangat menantang untuk dikaji.

Tantangan berikutnya adalah terkait dengan usaha pencarian suatu sistem propulsi baru untuk wahana tanpa awak berukuran kecil, baik untuk wahana tanpa awak udara *micro unmanned aerial vehicle (micro UAV)*, maupun air

*Autonomous Underwater Vehicle (AUV)*. Wahana otonom ini akan dirancang untuk melakukan suatu fungsi pekerjaan yang sangat berbeda dengan UAV/drone yang ada saat ini. Misalnya, kebutuhan untuk merancang *micro-UAV* yang mampu terbang melayang (*hover*) agar dapat melakukan berbagai pekerjaan sambil terbang, seperti seekor serangga yang dapat melayang sambil bekerja/makan. Contoh lain adalah kebutuhan akan wahana AUV yang senyap dan mampu bermanuver dengan lincah di air, layaknya seekor ikan. Wahana-wahana otonom seperti ini diprediksi akan banyak diperlukan di masa yang akan datang, untuk berbagai keperluan, mulai dari inspeksi dan perbaikan, pencarian dan penyelamatan, medis, intelijen, maupun militer. Sistem propulsi yang ada saat ini belum dapat memenuhi keperluan tersebut. Oleh karena itu diperlukan suatu sistem propulsi baru untuk wahana semacam ini. Salah satu alternatif adalah dengan mengambil inspirasi dari alam, seperti sayap kepak (*flapping wing*) ataupun gerak osilasi/undulasi (gerakan mengombak yang dilakukan beberapa jenis ikan ketika berenang di air). Gerakan kepak maupun osilasi/undulasi sirip menghasilkan aliran yang sangat kompleks di sekitar benda tersebut.

Sayap pesawat terbang dirancang agar aliran udara yang bergerak di sekitarnya menempel pada permukaan sayap (*attached flows*). Aliran yang menempel ini diatur sedemikian rupa agar menghasilkan distribusi tekanan, yang akhirnya akan membangkitkan gaya dan momen aerodinamika, termasuk gaya angkat. Aliran fluida di sekitar permukaan benda yang bergerak dan mengalami perubahan bentuk akan menghasilkan aliran fluida tak-tunak (*unsteady flow*) yang lepas dari permukaan (*separated flows*) pada bagian belakang benda. Lapisan geser (*shear layer*) dari aliran lepas ini kemudian menggulung dan membentuk vorteks (pusaran), sehingga aliran seperti ini cenderung akan didominasi oleh vorteks (*vortex dominated flows*). Berbagai vorteks yang terbentuk akan berinteraksi satu sama lain dan juga dengan permukaan benda dalam suatu proses pembangkitkan gaya dan momen pada aliran tipe ini. Pembangkitan gaya dan momen seperti inilah yang terjadi di alam semesta. Cara memanipulasi aliran kompleks seperti ini agar dapat menghasilkan gaya/momen yang diinginkan tentunya merupakan suatu tantangan tersendiri di bidang mekanika fluida/aerodinamika.

Diperlukan pemahaman fenomena fisik yang cukup dalam agar interaksi vorteks dapat dimanipulasi sedemikian rupa guna menghasilkan gaya dan momen yang diinginkan. Pemahaman ini dimiliki secara natural oleh binatang

yang terbang di udara maupun yang berenang di air. Namun demikian, cara memanipulasi aliran fluida tak-tunak yang didominasi oleh pembangkitan dan interaksi vorteks masih belum terlalu dipahami oleh manusia hingga saat ini. Salah satu cara untuk menambah wawasan terkait permasalahan ini adalah dengan mempelajari mekanisme pembentukan gaya dan momen yang terjadi di alam. Kompleksitas aliran dari kasus yang dikaji adalah sedemikian rupa, sehingga memerlukan berbagai pengembangan metodologi analisis baru agar dapat memahami fisika dari aliran tersebut.

Berbagai permasalahan terkait aliran fluida yang dibahas pada beberapa paragraf sebelumnya telah menjadi topik-topik riset dari penelitian yang penulis lakukan selama lebih dari 20 tahun terakhir di FTMD ITB, bersama-sama dengan para kolega dan puluhan mahasiswa bimbingan. Topik-topik juga dipilih untuk menyesuaikan dengan berbagai batasan, termasuk keterbatasan fasilitas yang tersedia/dapat dikembangkan di ITB. Mayoritas dari penelitian yang dilakukan adalah untuk aliran berkecepatan rendah (dengan bilangan Reynolds yang rendah). Juga, aliran yang pelajari sebagian besar adalah aliran di sekitar benda (*external flows*). Namun demikian, permukaan benda yang dipelajari mengalami perubahan terhadap waktu. Perubahan pada permukaan dapat berupa pergerakan permukaan sebagai benda kaku (*rigid body*), maupun benda yang mengalami deformasi pada permukaan. Pada beberapa kasus, perubahan permukaan benda yang dikaji mengalami deformasi yang diakibatkan oleh interaksi permukaan dengan fluida (*Fluid Structure Interaction/FSI*).

Buku ini memaparkan beberapa hasil penelitian aliran fluida kompleks yang telah dilakukan di FTMD. Salah satunya adalah pengembangan metodologi eksperimental, dengan memanfaatkan *machine learning*, untuk mempelajari mekanisme pembangkitan gaya akibat adanya pergerakan dari permukaan benda. *Setup* eksperimen ini dikembangkan untuk memodelkan aliran yang dihasilkan oleh kepakan sayap serangga, maupun aliran yang dihasilkan oleh gerakan ikan ketika berenang di dalam air [Fathurrohman et al., 2022]. Pemahaman aliran tipe ini akan membantu pengembangan wahana masa depan, seperti *micro* UAV maupun AUV.

Selanjutnya adalah pengembangan metode komputasional fluida atau *Computational Fluid Dynamics* (CFD) tanpa kisi-kisi (*meshless* CFD) berbasis partikel agar dapat digunakan untuk keperluan simulasi aliran di sekitar benda

yang bergerak/berdeformasi. Dari beberapa metode CFD berbasis partikel yang pernah dikembangkan, buku ini akan mengulas metode CFD yang dikenal dengan sebutan *Vortex Particle Method* (VPM). VPM adalah metode CFD yang menyelesaikan persamaan *Navier-Stokes* dalam bentuk khusus, yang disebut bentuk Lagrangian. Sebagaimana metode berbasis partikel lainnya, algoritma VPM memiliki tingkat kompleksitas yang jauh lebih tinggi daripada algoritma CFD konvensional berbasis kisi-kisi, yang saat ini digunakan secara luas. Namun demikian, apabila berhasil dikembangkan, VPM akan lebih mudah digunakan oleh pengguna dibandingkan CFD konvensional, karena tidak memerlukan pembentukan kisi-kisi. Penelitian dengan topik VPM difokuskan ke pemodelan kondisi batas dengan menggunakan metode penalisasi, yang dikembangkan untuk memastikan bahwa kondisi ini akan selalu terpenuhi dalam simulasi aliran kompleks ([Duong, D.V et al., 2021] ; [Duong, D.V dan Zuhail, L.R., 2022]; [Firdaus et al., 2023]).

Selain CFD, metode komputasional untuk mekanika padatan atau *Computational Solid Mechanics* (CSM) berbasis partikel juga telah dikembangkan oleh penulis dan tim peneliti FTMD ([Wiragunarsa et al., 2024<sup>a,b</sup>]; [Wiragunarsa et al., 2021]). Metode CSM berbasis partikel yang dikembangkan menggunakan model diskritisasi *Smoothed-Particle Hydrodynamics* (SPH). SPH awalnya dikembangkan untuk keperluan simulasi aliran fluida. Namun, kami melihat bahwa SPH sangat cocok untuk digunakan sebagai metode CSM berbasis partikel, yang akan digabungkan dengan VPM (yang juga berbasis partikel), untuk keperluan simulasi interaksi fluida-struktur. Kemampuan untuk dapat melakukan simulasi interaksi fluida-struktur dengan defleksi struktur yang besar, secara akurat adalah salah satu alasan utama kenapa penulis memilih mengembangkan metode komputasional berbasis partikel. Fenomena ini sangat kompleks, baik dari sisi mekanika fluida maupun mekanika struktur, sehingga sangat sulit untuk mengendalikan parameter uji apabila dilakukan dengan menggunakan pendekatan eksperimental.

Selama beberapa tahun terakhir, penulis dan tim peneliti di FTMD juga mengembangkan metode analisis fluida berbasis data yang memanfaatkan teknologi *machine learning*. Beberapa metode *machine learning* telah dikembangkan hingga dapat digunakan untuk mengolah data mekanika fluida untuk berbagai keperluan, seperti untuk perancangan maupun pemodelan. Salah satu contoh penelitian dengan topik ini adalah pengembangan



metodologi optimasi perancangan aerodinamika berbasis *machine learning*. Dengan menggunakan metodologi optimasi perancangan yang kami kembangkan, perancangan dapat dilakukan secara otomatis dengan menggunakan model yang jauh lebih akurat daripada model yang digunakan pada metode perancangan konvensional. Tentunya, ini akan menghasilkan rancangan yang jauh lebih baik dalam waktu yang lebih singkat. Selain itu, hasil dari proses ini tidak hanya berupa satu titik desain optimum, namun juga memberikan informasi tentang seluruh ruang desain (*design space*). Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk melakukan proses eksplorasi perancangan, seperti yang dipaparkan dalam tulisan [Palar et al., 2023<sup>a</sup>]. Beberapa metode yang dikembangkan untuk keperluan ini, diantaranya adalah metode yang berbasis *Gaussian Process regression* dan *Polynomial Chaos Expansion* ([Palar et al., 2018]; [Palar et al., 2020]; [Zuhal et al., 2021]; [Zuhal et al., 2023]).

Topik penelitian lain adalah pemodelan aliran fluida berbasis data dengan menggunakan *machine learning*. Berbeda dengan optimasi perancangan, yang sebenarnya juga pemodelan namun dengan dimensi yang jauh lebih rendah, yang ingin diprediksi dari penelitian ini adalah medan aliran, yang memiliki harga properti (seperti  $p, T, \mathbf{v}$ ) di setiap titik dalam domain aliran. Oleh karena itu, metode *machine learning* yang dikembangkan untuk keperluan ini adalah metode *deep learning*. *Deep learning* memiliki kemampuan untuk memodelkan kasus dengan tingkat non-linearitas serta dimensi yang tinggi. Namun demikian, metode *deep learning* standar menghasilkan hubungan yang bersifat kotak-hitam. Walaupun hubungan kotak-hitam ini cukup akurat, tidak terdapat penjelasan keterkaitan antara masukan (*input*) dan luaran (*output*). Walaupun bermanfaat, penggunaan metode ini untuk keperluan analisis aliran fluida akan sulit untuk dapat diterima apabila tidak bisa memberikan penjelasan fisis dari keterkaitan antara masukan-keluaran yang dihasilkan. Untuk itu, kami mengembangkan metode *explainable deep learning* yang, tidak hanya memberikan hubungan masukan-keluaran semata, tetapi juga dapat memberikan penjelasan keterkaitan antara masukan-keluaran ([Palar et al., 2023<sup>b</sup>]). Metode yang kami kembangkan untuk memprediksi medan aliran ini telah menunjukkan hasil yang cukup menjanjikan [Palar et al., 2023<sup>c</sup>]. Pada makalah [Putra et al., 2022], prediksi medan aliran bahkan dilakukan tanpa data, melainkan dengan menggunakan persamaan Navier-Stokes, yang diselesaikan dengan menggunakan metode *Physics Informed Neural Network* (PINN).



## 2 OPTIMASI EKSPERIMENTAL UNTUK MEMAHAMI MEKANISME PEMBANGKITAN GAYA PADA ALIRAN KOMPLEKS

Mekanisme pembangkitan gaya yang terjadi di alam sangat berbeda dengan mekanisme hasil rancangan manusia. Sebagai contoh, mekanisme pembangkitan gaya oleh pesawat terbang atau helikopter sangat berbeda dengan pembangkitan gaya angkat oleh burung ataupun serangga. Contoh lainnya, mekanisme pembangkitan gaya dorong oleh kapal selam juga sangat berbeda dengan pembangkitan gaya dorong yang dihasilkan oleh ikan di air.

Dari sudut pandang mekanika fluida, proses pembangkitan gaya yang dijumpai di alam jauh lebih kompleks dari apa yang digunakan pada wahana buatan manusia. Gerakan kepak dari sayap serangga atau burung menghasilkan aliran fluida tak-tunak (*unsteady*) di sekitar benda tersebut untuk menghasilkan gaya angkat maupun gaya dorong. Tidak seperti proses pembangkitan gaya pada sayap pesawat ataupun bilah rotor helikopter, proses pembangkitan gaya tak-tunak ini masih belum dapat dipahami oleh para ilmuwan. Hal serupa juga terjadi pada proses pembangkitan gaya dorong yang dihasilkan oleh gerakan osilasi bergelombang dari sirip ikan.

Aliran kompleks yang dijumpai di alam ini perlu dipelajari dan dipahami secara mendalam. Pemahaman akan fisik aliran tak-tunak seperti gerak kepak sayap burung, ataupun aliran yang dihasilkan oleh gerakan osilasi sirip ikan, akan membantu para insinyur dalam merancang wahana baru di masa yang akan datang. Pemahaman yang mendalam tentang aliran yang dihasilkan oleh gerakan kepak sayap akan membantu pengembangan sistem propulsi efisien untuk *micro*-UAV. Sementara itu, studi aliran yang dihasilkan oleh sirip ikan akan membantu pengembangan kendaraan bawah air otonom atau AUV yang senyap dan lebih efisien.

Saat ini, masih belum ada pemodelan akurat untuk kasus aliran tak-tunak yang dibahas pada paragraf sebelumnya. Misalnya, belum ada model akurat yang menghubungkan antara frekuensi, amplitudo, dengan gaya angkat/dorong yang dihasilkan oleh suatu gerakan kepak. Lebih dari itu, pemahaman fisik aliran seperti ini pun masih belum terlalu baik. Selain itu, simulasi aliran seperti ini pun adalah suatu pekerjaan yang menantang karena permukaan model ikan, misalnya, dapat berubah-ubah seiring perubahan

waktu. Oleh karena itu, penulis memilih untuk melakukan kaji eksperimental untuk mempelajari aliran ini sebagai suatu langkah awal. Diharapkan, kaji eksperimental yang dilakukan akan menghasilkan suatu pemahaman fisik aliran yang baik, khususnya keterkaitan antara kinematika dari suatu permukaan yang bergerak dengan proses pembangkitan gaya. Apabila pemahaman dasar fisika aliran ini telah didapat, penelitian lebih jauh dapat dilakukan dengan menggunakan metode komputasional khusus yang dikembangkan untuk melakukan simulasi aliran di sekitar benda dengan geometri yang bergerak, ataupun berubah-ubah.

## 2.1 Optimisasi menggunakan *Gaussian Process Regression* (GPR)

Metodologi eksperimental yang dikembangkan penulis memerlukan proses optimisasi dari suatu fungsi tujuan (*objective function*), yang nilainya didapatkan dari suatu pengukuran. Oleh karena itu, biaya evaluasi fungsi tujuan dalam optimisasi eksperimental ini menjadi relatif mahal. Pendekatan umum untuk mengatasi permasalahan ini adalah dengan membuat *surrogate model* atau model pengganti dari fungsi tujuan. Dengan model pengganti, yang lebih sederhana dan lebih murah untuk dievaluasi, ongkos dari suatu proses optimisasi menjadi semakin terjangkau.

Pendekatan iteratif adalah pendekatan yang sering kali direkomendasikan untuk kasus di mana biaya evaluasi fungsi tujuan relatif mahal. Optimisasi iteratif melakukan evaluasi fungsi tujuan secara berulang, dari serangkaian titik dalam domain  $x_1, x_2, \dots \in \mathcal{X}$  ( $\mathcal{X}$  adalah bilangan riil berdimensi  $n$ ). Hasil evaluasi berulang ini digunakan untuk melatih dan membangun model pengganti dari fungsi  $f(\mathbf{x})$ . Salah satu metode untuk membangun model pengganti secara iteratif, seperti yang dijelaskan di atas, adalah metode *Gaussian Process Regression* (GPR).

GPR adalah teknik regresi non-parametrik fleksibel, yang sering digunakan dalam *machine learning* dan statistik. Secara spesifik, metode ini sangat berguna untuk menangani masalah yang melibatkan data kontinu, di mana hubungan antara variabel masukan-keluaran tidak diketahui secara eksplisit, seperti yang dijumpai dalam suatu studi eksperimental. GPR menggunakan pendekatan *Bayesian* yang dapat memodelkan ketidakpastian dalam prediksi. Oleh karena itu, metode ini dapat digunakan untuk berbagai keperluan, termasuk untuk keperluan optimisasi, perkiraan deret waktu, dan banyak lagi.

GPR didasarkan pada konsep proses *Gaussian*, yaitu kumpulan variabel acak yang memiliki distribusi *Gaussian* gabungan.

Solusi dari suatu permasalahan fisika biasanya dituliskan sebagai hubungan fungsional  $y = f(\mathbf{x})$ , di mana  $f(\mathbf{x})$  menghubungkan variabel masukan (*input*)  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ , di mana  $m$  adalah dimensi masukan, dengan keluaran (*output*)  $y$ . Model GPR  $\hat{f}(\mathbf{x})$  mendekati  $f(\mathbf{x})$  menggunakan seperangkat desain eksperimen yang terdiri atas  $n$  sampel, yaitu  $\chi = \{\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(n)\}^T$  dan respons bersesuaiannya  $\mathbf{y} = \{y(1), y(2), \dots, y(n)\}^T = \{f(\mathbf{x}(1)), f(\mathbf{x}(2)), \dots, f(\mathbf{x}(n))\}^T$ . Dengan asumsi bahwa vektor keluaran memiliki nilai yang acak (*random*), respons acak dikorelasikan satu sama lain dengan suatu fungsi kernel. Dalam buku ini, digunakan fungsi kernel eksponensial kuadrat berikut.

$$\text{cor}[Y(\mathbf{x}^{(i)}), Y(\mathbf{x}^{(l)})] = \exp\left(-\sum_{j=1}^k \theta_j |x_j^{(i)} - x_j^{(l)}|^{p_j}\right) \quad (2.1)$$

di mana  $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m\}$  adalah vektor parameter korelasi,  $Y$  adalah respons, dan  $p_j = 2$ .

GPR membuat model pengganti dengan mengatur nilai vektor  $\boldsymbol{\theta}$ , sedemikian rupa, agar memaksimalkan fungsi kemungkinan  $L$ .  $L$  biasanya dioptimalkan menggunakan bentuk logaritma naturalnya sebagai berikut.

$$\ln(L) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2} \ln|\boldsymbol{\Psi}| - \frac{(\mathbf{y} - \mathbf{1}\mu)^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{1}\mu)}{\sigma^2}, \quad (2.2)$$

di mana  $\sigma^2$  adalah nilai varian dan  $\mu$  adalah nilai rata-rata GP.  $\boldsymbol{\Psi}$  disebut *matriks korelasi Gram*, yang didefinisikan sebagai

$$\boldsymbol{\Psi} = \begin{pmatrix} \text{cor}[Y(\mathbf{x}^{(1)}), Y(\mathbf{x}^{(1)})] & \dots & \text{cor}[Y(\mathbf{x}^{(1)}), Y(\mathbf{x}^{(n)})] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cor}[Y(\mathbf{x}^{(n)}), Y(\mathbf{x}^{(1)})] & \dots & \text{cor}[Y(\mathbf{x}^{(n)}), Y(\mathbf{x}^{(n)})] \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

Nilai estimasi untuk  $\sigma^2$  dan  $\mu$  didapatkan dari proses pencarian nilai maksimum dari  $\ln(L)$  yang hasilnya adalah:

$$\hat{\mu}_r = \frac{\mathbf{1}^T (\boldsymbol{\Psi} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{1}^T (\boldsymbol{\Psi} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{1}} \quad (2.4)$$

Dalam tulisan ini, karena keacakan respons keluaran yang didapatkan dari suatu proses pengukuran, matriks diagonal  $\Psi$  perlu ditambah dengan faktor regresi. Definisi matriks korelasi sedikit diubah menjadi  $\Psi + \lambda \mathbf{I}$ , di mana  $\mathbf{I}$  adalah matriks identitas  $n \times n$  dan  $\lambda$  adalah faktor regresi. Bersama dengan  $\theta$ ,  $\sigma$ , dan  $\lambda$  ditetapkan sebagai hyperparameter untuk optimalisasi fungsi  $\ln(L)$ . Model pengganti GPR ( $\hat{f}(\mathbf{x})$ ), yang digunakan sebagai prediksi adalah:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \hat{\mu}_r + \boldsymbol{\psi}^T (\boldsymbol{\Psi} + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{1} \hat{\mu}_r) \quad (2.5)$$

di mana  $\boldsymbol{\psi}$  adalah vektor korelasi  $1 \times n$  dengan komponen ke  $i$ -nya didefinisikan sebagai  $\psi(1) = \text{corr}[Y(\mathbf{x}), Y(\mathbf{x}^{(i)})]$ , di mana  $\mathbf{x}^{(i)} \in \mathcal{X}$  untuk  $i = 1, 2, \dots, n$ . Optimasi vektor hyperparameter dilakukan dengan menggunakan kombinasi algoritma genetika dengan metode *local hill-climbing*.

Selama beberapa tahun terakhir, penulis dan tim aktif mengembangkan metodologi model pengganti berbasis GPR. Model GPR yang dikembangkan kemudian digunakan untuk berbagai keperluan terkait eksplorasi desain, optimasi, dan kuantifikasi ketidakpastian. Dalam makalah [Zuhal et al., 2019], kami mempelajari performa dari empat varian teknik multi-objektif berbasis GPR dalam menangani masalah optimasi aerodinamika multi-objektif. Pada tulisan lainnya, [Palar et al., 2020], metode *composite kernel learning* (CKL) diperkenalkan untuk meningkatkan akurasi dan memudahkan pemilihan kernel GPR dalam kasus optimasi dan eksplorasi desain rekayasa. Sementara itu, dalam makalah [Zuhal et al., 2021] kami mengusulkan varian model pengganti berbasis GPR, *polynomial-chaos-kriging* (PCK), yang memanfaatkan informasi gradien untuk meningkatkan akurasi pemodelan untuk keperluan eksplorasi desain aerodinamik. Pada makalah [Zuhal et al., 2023], kami mempelajari potensi penggabungan GPR dengan metode pengurangan dimensi (*partial least square*) untuk suatu permasalahan berdimensi tinggi, serta penerapannya untuk keperluan kuantifikasi ketidakpastian dan analisis sensitivitas secara cepat.

Daya tarik GPR terutama berasal dari tersedianya informasi terkait galat dari estimasi. Informasi ini kemudian dapat dieksploitasi untuk melakukan tugas-tugas seperti peningkatan akurasi GPR ataupun optimasi *Bayesian*. Optimasi *Bayesian* adalah proses sekuensial untuk optimasi global sebuah fungsi kotak hitam, dengan tidak mengasumsikan bentuk fungsional apa pun.

Oleh karena itu, GPR sangat cocok digunakan untuk keperluan optimasi eksperimental, di mana objektif didapatkan dari suatu proses pengukuran.

## 2.2 Optimasi Eksperimental Menggunakan *Gaussian Process Regression* (GPR)

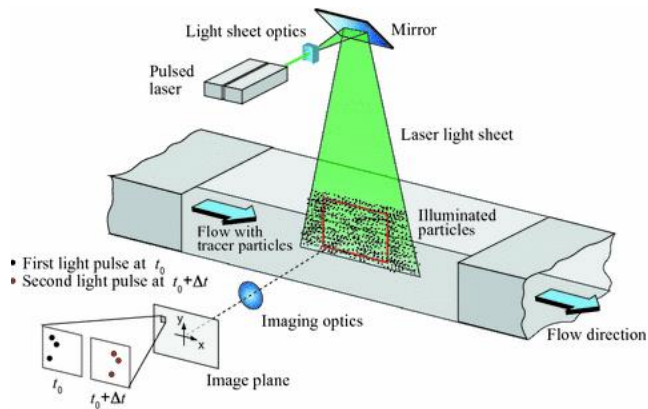
Sebagaimana sudah dijelaskan sebelumnya, banyak hal yang belum dipahami tentang proses pembangkitan gaya secara tak-tunak. Oleh karena itu, kami perlu merancang suatu metodologi eksperimental khusus, yang diharapkan akan menghasilkan pemahaman akan keterkaitan antara kinematika gerak suatu permukaan dengan mekanisme pembangkitan gaya. Langkah pertama yang perlu dilakukan tentunya adalah menentukan sejumlah parameter yang akan memengaruhi gaya. Parameter utama adalah parameter gerak, seperti amplitudo, frekuensi, sudut serang, dll.. Parameter ini dapat divariasikan, dalam suatu *setup* eksperimen, dengan menggunakan motor dan servo-motor. Sementara itu, gaya angkat/dorong dapat diukur menggunakan *load cell* dengan tingkat kepekaan yang tinggi agar sensitif dalam menangkap perubahan gaya akibat perubahan dari parameter gerak [Palar et.al, 2014].

Selain gaya, pengukuran medan kecepatan aliran fluida di sekitar benda juga diperlukan. Medan aliran yang dihasilkan oleh gerakan permukaan tersebut akan dikorelasikan dengan kinematika permukaan, untuk memahami fenomena fisis dari permasalahan ini. Hanya terdapat satu metode pengukuran medan kecepatan yang dapat digunakan untuk kasus ini. Metode pengukuran tersebut adalah *Particle Image Velocimetry* (PIV).

PIV adalah suatu metode pengukuran kecepatan aliran berbasis optik non-intrusif yang mampu melakukan pengukuran medan kecepatan aliran sesaat (*instantaneous*) pada suatu daerah ukur. Medan aliran yang diukur kemudian diproses lebih lanjut untuk mendapatkan properti fluida lainnya: tekanan dan vortisitas (*vorticity*). Pengukuran PIV akan memberikan informasi kualitatif maupun kuantitatif yang akan membantu dalam memahami fisika dari aliran kompleks yang dihasilkan. Gambar 3 menunjukkan skematis sistem dasar untuk pengukuran PIV yang terdiri atas *pulsed laser*, optik pembentuk lembaran cahaya, kamera dan lensanya, serta partikel pelacak (*tracer particles*).

Sistem ini akan menghasilkan citra yang menangkap posisi dari partikel pelacak pada waktu yang berbeda. Posisi partikel pelacak dalam sepasang citra

berurutan, yang diambil dalam selang waktu yang cukup pendek, akan memiliki nilai korelasi yang tinggi. Nilai korelasi dari setiap sub-bagian citra diolah menggunakan algoritma khusus, untuk mendapatkan nilai perpindahan dari partikel-partikel pelacak selama selang waktu antara kedua citra tersebut. Medan kecepatan didapatkan dengan membagi nilai perpindahan dengan selang waktu antara sepasang citra tersebut.



**Gambar 3.** Skematis sistem dasar pengukuran PIV [Raffel et al., 2018].

Penggunaan PIV akan lebih mudah apabila eksperimen dilakukan di dalam air, karena dapat menggunakan partikel pelacak PIV yang lebih besar. Oleh karena itu, eksperimen untuk mempelajari aliran yang dihasilkan oleh gerak tak-tunak dari suatu permukaan ini dilakukan di dalam *towing tank* air, yaitu tangki berbentuk seperti sebuah akuarium yang dilengkapi mekanisme penggerak/penarik benda uji. Benda uji akan diletakkan di dalam *towing tank*, dan digerakkan menggunakan servo dan motor untuk menyimulasikan gerakan kepak atau gerak osilasi model ikan. Parameter kinematika diatur dengan cara mengatur masukan ke servo dan motor penggerak tersebut. Sementara itu, sebuah *load cell* diletakkan, sedemikian rupa, untuk mengukur gaya-gaya yang dihasilkan oleh benda uji. Dengan melakukan pengukuran gaya dan medan aliran secara bersamaan, serta pemantauan kinematika model uji (yang merupakan *input* untuk servo dan motor), akan didapatkan korelasi antara gerakan model uji, gaya yang dihasilkan, dan medan aliran yang terbentuk. Informasi ini akan membantu pemahaman fisika dari permasalahan tersebut.

Permasalahan utama dalam studi ini adalah minimnya pengetahuan maupun intuisi dari fenomena aliran yang akan dipelajari. Dalam suatu kaji



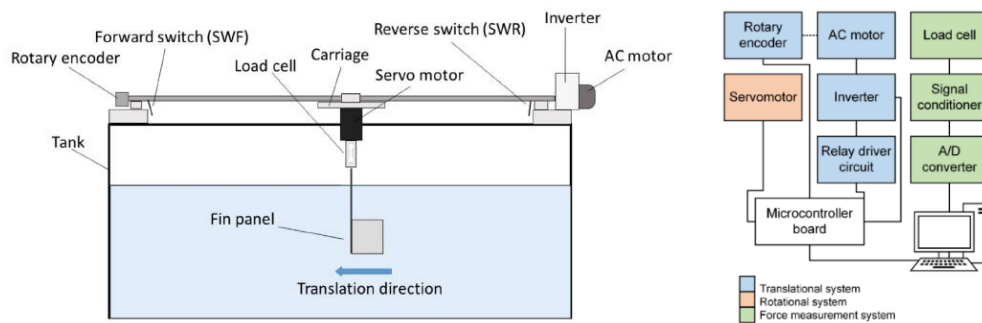
eksperimental, parameter divariasikan pada rentang tertentu dan nilai dari variabel uji diukur untuk setiap rentang variasi tersebut. Hal ini tentunya sulit untuk dilakukan tanpa pengetahuan awal yang cukup, seperti dalam studi kasus ini. Untuk mengatasi hal ini, kami memperkenalkan suatu metodologi baru, yaitu pencarian variasi parameter eksperimental secara otomatis dengan menggunakan *Gaussian Process Regression* (GPR).

Dalam metodologi eksperimental ini, GPR dimanfaatkan untuk secara otomatis mencari hubungan antara nilai-nilai parameter eksperimen (parameter kinematika dalam kasus ini) dengan nilai tujuan (gaya dalam studi ini). Nilai tujuan itu sendiri didapatkan dari hasil pengukuran (menggunakan *load cell* dalam studi ini). Proses eksperimen dengan bantuan *machine learning* ini akan menghasilkan suatu hubungan fungsional antara fungsi tujuan dan parameter eksperimen. Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk mencari nilai parameter yang paling optimum dalam menghasilkan nilai tujuan. Dengan kata lain, parameter kinematika yang akan menghasilkan gaya yang maksimum bisa didapatkan melalui proses optimasi eksperimental ini. Setelah gerak optimum didapatkan, sistem akan melakukan pengukuran PIV untuk medan aliran yang dihasilkan oleh gerak optimum dan beberapa gerak sub-optimum. Perbandingan antara medan aliran yang dihasilkan oleh gerak optimum dan sub-optimum akan memberikan pemahaman fisik aliran yang lebih dalam. Penjelasan lebih jauh terkait metodologi yang kami perkenalkan ini dapat dilihat pada makalah kami [Fathurrohman et al., 2022].

Masukan awal dalam metode eksperimental ini adalah satu set nilai parameter eksperimen yang ditentukan secara acak, yang kemudian dikirim ke servo dan motor untuk menggerakkan model uji. Secara bersamaan, *load cell* akan melakukan pengukuran dan mengirimkan hasilnya ke komputer dan dicatat sebagai nilai tujuan untuk parameter tersebut. Program GPR kemudian akan memproses hasil dari set parameter awal untuk menentukan set parameter berikutnya, agar mendapatkan hasil regresi yang lebih baik.

Selama belasan tahun terakhir, penulis, bersama para mahasiswa bimbingan, memanfaatkan metodologi eksperimental ini untuk mempelajari aliran tak-tunak kompleks yang dihasilkan oleh benda yang bergerak dan berdeformasi. Salah satu penelitian adalah tentang mekanisme pembangkitan gaya dorong melalui suatu permukaan fleksibel, yang dipublikasikan pada jurnal *Ocean Engineering* pada tahun 2022 [Fathurrohman et al., 2022].

Pembangkitan gaya seperti ini terinspirasi oleh gerakan renang ikan di air, yang menghasilkan suatu mekanisme pendorong efisien, senyap, dan mempunyai kemampuan manuver yang tinggi. Sistem pendorong dengan karakteristik seperti ini tentunya sangat diminati oleh para insinyur yang merancang wahana AUV atau robot bawah air. Penelitian ini memanfaatkan metodologi eksperimental yang diperkenalkan sebelumnya, dengan *setup* eksperimen yang ditunjukkan pada Gambar 4. Parameter kinematika dalam studi ini adalah frekuensi dan amplitude osilasi. Parameter lain yang juga ditinjau adalah fleksibilitas dari permukaan model uji. Sementara itu, nilai tujuan dalam penelitian ini adalah gaya dorong yang dihasilkan oleh gerakan osilasi dari model sirip.



**Gambar 4.** Sistem eksperimental dengan bantuan GPR untuk mempelajari model sistem propulsi bawah air [Fathurrohman et al., 2022].

Penelitian lain yang dilakukan selama bertahun-tahun adalah aerodinamika pembangkitan gaya angkat yang dihasilkan oleh gerakan kepak sayap dalam kondisi melayang (*hover*). Topik penelitian ini terinspirasi oleh kemampuan terbang melayang dari serangga dan beberapa jenis burung, seperti burung kolibri. Pengetahuan yang didapat tentunya akan membantu para insinyur dalam merancang wahana *micro-UAV* atau robot terbang kecil, yang mampu untuk melayang dan melakukan berbagai pekerjaan yang tidak dapat dilakukan oleh wahana dengan sistem propulsi rotor, yaitu mekanisme propulsi konvensional untuk melayang saat ini. Hasil penelitian ini akan dibahas lebih jauh dalam bab ini, untuk menunjukkan aplikasi dan keunggulan dari metodologi eksperimental yang dikembangkan dalam mempelajari suatu kasus aliran kompleks.

## 2.3 Fenomena Gerak Kepak pada Kondisi *Hover* dan Pemodelannya

Hewan terbang diketahui memiliki kemampuan manuver yang tinggi dan kemampuan melakukan banyak hal sekaligus (misalnya menghasilkan gaya angkat dan gaya dorong, menyesuaikan kecepatan terbang, dan menopang berat badan) melalui mekanisme kepekan yang kompleks. Selama beberapa dekade, terdapat banyak penelitian kuantitatif yang didedikasikan untuk mengungkap dinamika fluida kepekan sayap dan korelasinya dengan pembangkitan gaya aerodinamik. Penelitian sebelumnya menyatakan bahwa burung dan serangga yang melayang (*hover*) memiliki kinematika yang kompleks [Dickinson et al., 1999]. Lebih lanjut, [Ellington, 1984] memperkenalkan suatu hipotesis bahwa gaya angkat yang dihasilkan hanya dengan mengepakkan sayap saat melayang haruslah yang tertinggi karena tidak ada gaya angkat tambahan dari kecepatan maju benda.

Oleh karena itu, kami melakukan penelitian yang bertujuan untuk mempelajari pengaruh parameter kinematika pada pembangkitan gaya angkat sayap yang mengepak. Selanjutnya, mencari kinematika optimal yang menghasilkan gaya angkat maksimum selama melayang. Penelitian sebelumnya [Dickinson et al., 1999] menunjukkan bahwa parameter rotasi sangat memengaruhi pembangkitan gaya angkat. Sayap serangga, yang dimodelkan pada penelitian tersebut, harus menjalani rotasi dengan perubahan tukan (*pitch*) yang cepat agar menghasilkan gaya angkat yang lebih tinggi. Sebuah studi parametrik lanjutan oleh [Sane dan Dickinson, 2001] mengonfirmasi hal ini. Meskipun waktu rotasi penting untuk menghasilkan gaya angkat, penting juga untuk mempertimbangkan parameter lain, seperti sudut serang sayap selama melayang dan amplitudo kepekan. Pentingnya sudut serang untuk pembangkitan gaya angkat ditunjukkan melalui mekanisme "*delayed stall*" [Sane, 2003]. Studi parametrik serupa [Sane et al., 2001] dan penelitian lain [Trizila et al., 2008a; Trizila et al., 2008b] menegaskan bahwa terdapat rentang sudut serang tinggi tertentu di mana *stall* tertunda yang mengakibatkan sayap kepek terus menghasilkan gaya angkat dalam jangka waktu yang lebih panjang. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa amplitudo kepekan tampaknya tidak memiliki efek yang signifikan pada pembangkitan gaya angkat.

Dalam studi ini, kami membagi studi parameter kinematika menjadi dua kasus uji: kasus pertama melibatkan parameter rotasi (kapan model sayap harus berputar dan berapa lama durasinya) dan kasus kedua melibatkan sudut serang dan amplitudo kepak. Kami mempelajari bagaimana parameter-parameter ini memengaruhi gaya angkat dengan menggunakan metode eksperimental berbasis GPR yang dijelaskan pada sub-bagian sebelumnya. Pada buku ini, hanya hasil eksperimen untuk kasus pertama yang akan ditunjukkan dan dibahas. Penjelasan dan hasil yang lengkap dari studi ini dapat ditemukan dalam [Daniella, 2015].

Sayap kepak dimodelkan menggunakan sebuah pelat datar akrilik berbentuk persegi panjang (dengan panjang diagonal sebesar 4 cm,  $AR = 10,75$ ) yang direndam dalam air ( $\rho = 1000 \text{ kg m}^3$ ,  $\nu = 1 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$ ) pada sebuah *towing tank* berukuran  $100 \times 60 \times 60 \text{ cm}$ . Untuk memastikan kondisi 2-D, ujung pelat ditempatkan hampir menempel pada bagian bawah tangki (disebut kondisi “*grazing*”). Mekanisme kepakan *upstroke* dan *downstroke* dimodelkan dengan mengubah putaran motor AC 3 fasa menjadi translasi menggunakan poros berulir, yang dikendalikan melalui komputer. Mekanisme pronasi dan supinasi (komponen gerakan rotasional sayap kepak) dimodelkan menggunakan servomotor sesuai dengan input sudut serang  $\alpha$ . Servomotor ini mampu mengatur  $\alpha$  pada rentang  $0-180^\circ$  dengan merespons modulasi panjang pulsa dengan durasi singkat antara 1-2 ms. Sistem translasi dan rotasi dikendalikan dengan menggunakan papan Arduino Uno.

Pelat tersebut diletakkan ke suatu mekanisme dua derajat kebebasan: translasi dan rotasi. Satu kepakan terdiri atas satu gerakan bolak-balik (gerakan ke bawah/*downstroke* dan ke atas/*upstroke*) dan rotasi (pronasi dan supinasi). Gaya ke bawah mengacu pada gerakan sayap dari punggung ke perut, sedangkan gaya ke atas mengacu pada gerakan sayap dari perut ke punggung pada seekor serangga. Rotasi dilakukan pada setiap setengah kepak, di mana pelat diputar pada sumbu tengah sehingga mengubah sudut serang. Istilah “supinasi” mengacu pada rotasi pelat selama transisi kepakan dari bawah ke atas (*downstroke to upstroke*), sedangkan istilah “pronasi” mengacu pada rotasi pelat selama transisi dari kepakan arah atas ke bawah (*upstroke to downstroke*) [Dickinson et al., 1999]. Bidang kepak adalah horizontal ( $\beta = 0$ ), seperti yang diamati pada kinematika lalat, lebah (*Bombus terrestris*), dan tawon (*Encarsia formosa*) [Wang 2004].

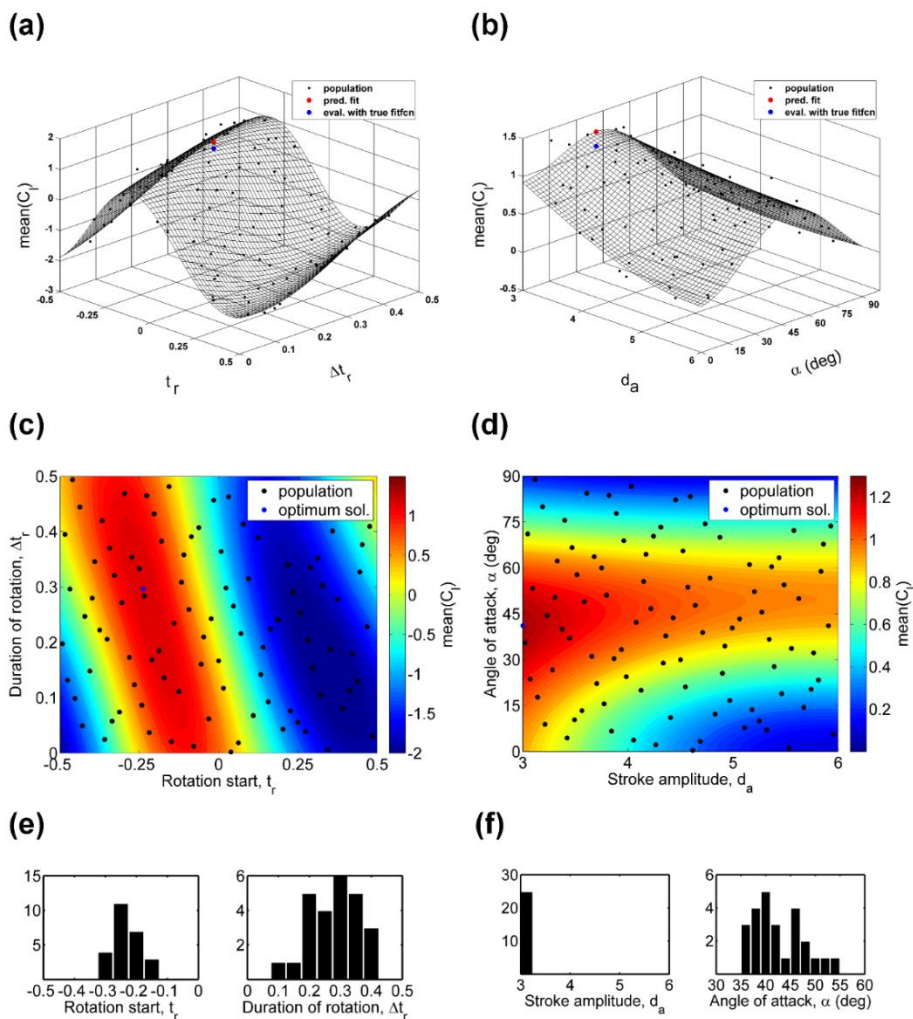
## 2.4 Optimasi Eksperimental Kinematika Rotasional Gerak Kepak

Untuk mengoptimalkan dan menyelidiki pengaruh kinematika rotasional terhadap pembangkitan gaya angkat, dilakukan optimasi dengan menggunakan GPR untuk dua parameter kinematika  $x = \{t_r, \Delta t_r\}T$ , di mana  $t_r$  adalah waktu dimulainya rotasi dan  $\Delta t_r$  adalah lamanya rotasi, keduanya ditentukan relatif terhadap periode kepakan  $T$ . Waktu rotasi  $t_r$  bervariasi dari -0,5 hingga 0,5, sedangkan durasi rotasi dibatasi hingga 0,5 atau setengah dari periode kepakan. Tanda minus menandakan suatu kondisi di mana putaran model uji dimulai sebelum setengah kepakan (*half-stroke*), sedangkan tanda plus menandakan putaran pelat “tertunda”, yaitu putaran yang dimulai setelah setengah kepakan. Ketika  $t_r = 0$ , rotasi pelat dimulai tepat pada setengah kepakan.

**Gambar 5(a)** dan **5(c)** menunjukkan permukaan dan kontur dari tipikal koefisien gaya angkat ( $C_l$ ) model kepak sebagai fungsi dari waktu dan durasi rotasi yang didapatkan dari eksperimen. Di sini kita dapat melihat kecenderungan  $C_l$  menjadi lebih tinggi jika rotasi dimulai lebih awal dan lebih rendah apabila rotasi tertunda, yang ditandai dengan lembah maksimum global pada daerah  $t_r < 0$  dan lembah minimum pada  $t_r > 0$ . Hal ini menegaskan hasil penelitian sebelumnya [Dickinson et al., 1999] tentang pentingnya waktu rotasi: bahwa sayap serangga harus melakukan pronasi atau supinasi sebelum setengah kepakan berakhir. Meskipun hasil kepakan dengan rotasi awal didominasi oleh nilai  $C_l$  yang tinggi, gerakan yang menghasilkan  $C_l$  rendah ditemukan apabila rotasi dilakukan dengan cepat dan dimulai sangat awal. Kesimpulan serupa tentang waktu rotasi sayap serangga juga diambil oleh [Sane dan Dickinson, 2001] dalam studi parametrik yang melibatkan kinematika kepakan model sayap serangga 3-D. Meskipun waktu rotasi sangat penting dalam pembangkitan gaya angkat, durasi rotasinya tidak memberikan pengaruh yang signifikan, sebagaimana diperlihatkan oleh gradien gaya angkat yang kecil dalam arah durasi rotasi (lihat Gambar 5(c)).

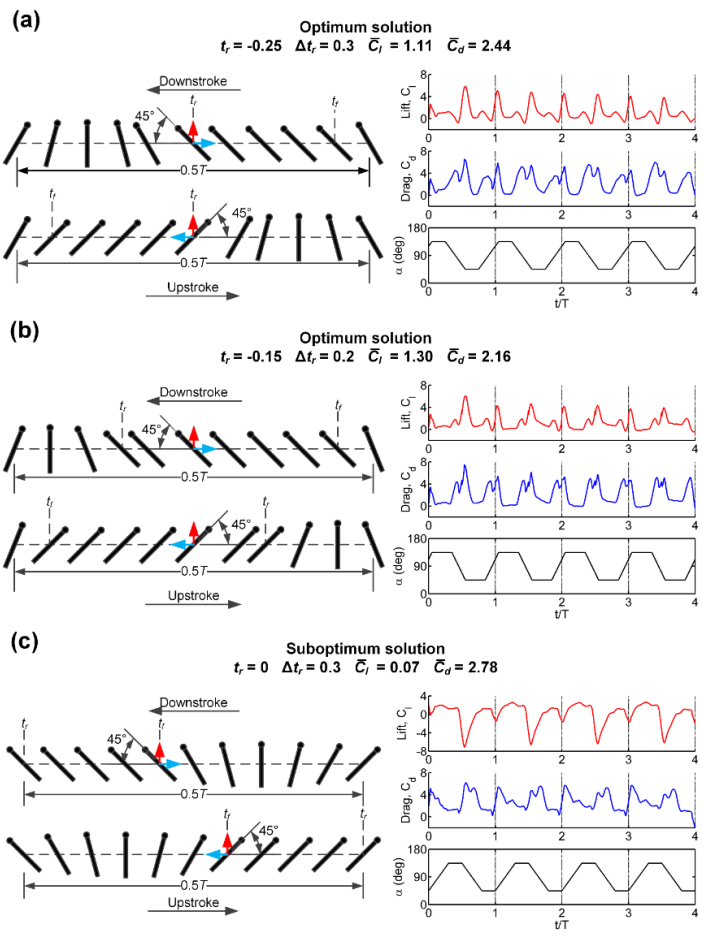
Gambar 6 menunjukkan kinematika optimal, selama empat periode kepakan pertama, yang memperlihatkan dua puncak gaya angkat pada setiap setengah kepakan: satu di awal dan satu lagi di akhir. Puncak di bagian akhir menunjukkan fenomena peningkatan gaya angkat yang dikenal dengan sebutan *advanced rotation*. Fenomena ini sebanding dengan fenomena lain

yang dikenal dengan sebutan efek Magnus [Dickinson et al., 1999]. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7(a), kedua kinematika optimal menghasilkan “backspin”, di mana pelat terlentang ke belakang relatif terhadap arah translasi sebelum *down-stroke* berakhir. Kecepatan yang lebih tinggi pada ujung depan menghasilkan komponen gaya ke atas ( $L > 0$ ). Sebaliknya, hasil sub-optimum menunjukkan “topspin” karena rotasi yang tertunda, di mana pelat supinasi ke depan relatif terhadap arah translasi, dan dengan demikian menghasilkan gaya angkat dengan nilai negatif ( $L < 0$ ) pada bagian akhir setengah kepakan (perhatikan Gambar 7 (a)).



**Gambar 5.** Hasil pengukuran  $C_l$  sebagai fungsi dari (a) waktu rotasi dan durasi rotasi dan (b) amplitudo kepakan dan sudut serang; kontur  $C_l$  (c) dan (d); histogram solusi optimal, dikompilasi dari 25 proses GPR [Daniella, D., 2015].

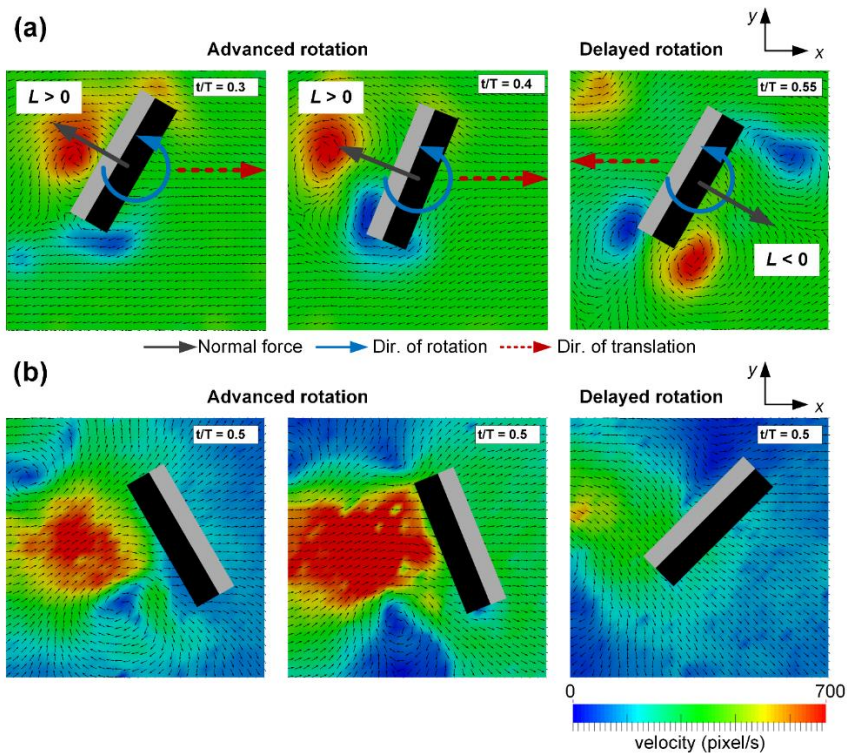
Puncak gaya yang kecil pada akhir setiap setengah kepakkan akibat rotasi pelat yang cepat segera diikuti oleh gaya angkat negatif, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6(a) dan 6(b). Sebagaimana ditemukan pada penelitian sebelumnya, gaya yang bekerja pada sayap serangga kira-kira normal terhadap permukaan sayap, bahkan selama rotasi [Dickinson et al., 1999]; [Sane et al., 2001]. Oleh karena itu, ketika sudut serang melebihi  $90^\circ$  selama rotasi, vektor gaya berubah tanda dari positif ke negatif, yang mengakibatkan penurunan gaya angkat pada bagian akhir setengah kepakkan.



**Gambar 6.** Ilustrasi kinematika kepak dan riwayat gaya dari (a) hasil optimum Kasus 1, (b) hasil optimum kasus 2, dan (c) hasil sub-optimum dari Kasus 1 [Daniella, D., 2015].

Fenomena *wake capturing* dan gaya inersia pelat menyebabkan puncak gaya angkat pada awal setengah kepakkan. *Wake capturing* terjadi saat pelat berubah arah, dari *down-stroke* ke *up-stroke* dan sebaliknya, dan menabrak

vorteks yang dihasilkan pada periode setengah kepakan sebelumnya. Hilangnya energi dalam bentuk ulakan dipulihkan selama *wake capturing*, sehingga puncak gaya angkat dihasilkan pada bagian awal setengah kepakan berikutnya. Namun, *wake capturing* tidak terlihat pada kepakan turun pertama. Alasannya cukup jelas: pada awal kepakan ke bawah pertama, belum ada vorteks yang dihasilkan oleh kepakan sebelumnya. Jadi, puncak kecil pada saat itu semata-mata disebabkan oleh gaya inersia pelat yang digerakkan secara impulsif.



**Gambar 7.** Hasil Pengukuran PIV: (a) ilustrasi pembangkitan gaya angkat akibat supinasi pelat pada akhir *downstroke* pertama, diikuti *upstroke* ke atas; (b) medan kecepatan pada akhir setengah kepakan [Daniella, D., 2015].

Walaupun *wake capturing* murni merupakan hasil mekanisme translasi, pengamatan lebih lanjut terhadap hasil pengukuran optimum dan sub-optimum menunjukkan bahwa besaran dan arahnya juga bergantung pada kinematika rotasi. Hasil PIV pada Gambar 7(b) menunjukkan adanya konsentrasi vorteks yang besar pada bagian belakang pelat untuk kasus rotasi awal, yang tidak lain adalah vorteks dari kepakan sebelumnya. Sementara itu, tidak terlihat adanya fenomena serupa pada kasus rotasi tertunda. Saat pelat



membalikkan arah gerakan, pelat tersebut akan membentur aliran sebelumnya dengan sudut yang menghasilkan gaya angkat positif jika putarannya maju, atau gaya angkat negatif jika putarannya tertunda. Hal ini menjelaskan adanya puncak gaya angkat yang cukup tinggi pada awal setengah kepekan pada hasil optimal, dan puncak gaya angkat negatif pada hasil sub-optimum.

## 2.5 Rangkuman dan Pandangan ke Depan Penelitian Mekanika Fluida Eksperimental

Studi kepekan sayap melayang yang dipaparkan di atas menunjukkan bahwa metodologi eksperimental yang kami kembangkan dapat digunakan dalam mempelajari fenomena kompleks yang dihasilkan oleh suatu aliran tak-tunak, yang sulit dipahami menggunakan teknik eksperimental konvensional. Terlihat bahwa metodologi eksperimental berbasis GPR dapat dimanfaatkan untuk menangkap fenomena fisik aliran kompleks dengan sangat rinci. Penggunaan metodologi eksperimental ini telah membantu kami dalam memahami proses pembangkitan gaya tak-tunak pada benda yang bergerak dengan kinematika periodik; kasus sayap kepek di atas dan juga pembangkitan gaya dorong dari gerakan sirip yang berosilasi, sebagaimana yang dipaparkan dalam makalah kami [Fathurrohman et al., 2022].

Ke depan, kajian terkait aerodinamika sayap kepek dan pembangkitan gaya dorong dari sirip berosilasi akan terus dilakukan. Apabila studi sebelumnya lebih diarahkan untuk memahami fenomena dasar, kajian berikutnya akan diarahkan untuk memahami kedua fenomena tersebut secara lebih rinci. Penelitian sayap kepek yang dipaparkan di atas lebih difokuskan untuk observasi detail dari fenomena dasar, dengan cara membatasi permasalahan agar aliran yang terbentuk adalah aliran 2D. Saat ini, *setup* eksperimental baru sedang dikembangkan untuk dapat menangkap efek aliran 3D, yang tentunya lebih realistis. Demikian pula dengan studi gaya dorong hasil gerakan model sirip yang berosilasi. Apabila sebelumnya efek fleksibilitas hanya dijadikan sebagai parameter eksperimen yang divariasikan untuk nilai tertentu, saat ini kami tengah mengembangkan metodologi untuk mengubah kekakuan permukaan secara kontinu. Dengan demikian, ke depan kaji eksperimen dapat dilakukan dengan fleksibilitas permukaan sebagai salah satu variabel yang dioptimasi. Pemodelan yang lebih realistis ini akan lebih mendekatkan kita

dengan berbagai teknologi baru terinspirasi dari alam untuk pembangkitan gaya, yang jauh lebih canggih dari teknologi yang ada saat ini.

### 3 MEKANIKA KOMPUTASIONAL BERBASIS PARTIKEL

Penyelesaian masalah teknik menggunakan metode eksperimental cenderung memakan biaya yang besar karena memerlukan fasilitas dan peralatan pengujian yang memadai. Selain itu, kondisi pengujian yang ideal pada variabel yang ekstrem sangat sulit diperoleh. Oleh karena itu, pengembangan metode komputasi menjadi suatu kebutuhan karena kemampuannya untuk menghasilkan solusi yang akurat dengan biaya yang lebih relatif rendah. Kondisi-kondisi ekstrem, seperti yang terdapat pada kasus aliran kompleks, lebih mudah diatur menggunakan teknik pemodelan yang disesuaikan. Hanya dengan bermodalkan komputer, masalah yang kompleks dapat diselesaikan dengan baik.

Dalam mekanika komputasi, terdapat dua pendekatan untuk menerapkan persamaan atur ke dalam model komputasi, yakni menggunakan deskripsi *Eulerian* atau *Lagrangian*. Untuk memodelkan domain fisik ke dalam domain komputasi, maka perlu dilakukan diskritisasi dengan cara membangun kisi (*grid* atau *mesh*). Contoh metode berbasis kisi yang umum digunakan adalah metode volume hingga (FVM) dan metode elemen hingga (FEM). Metode komputasi berbasis kisi telah banyak digunakan dalam perangkat lunak komersial, dan terbukti sangat efektif melakukan analisis numerik. Namun, masih terdapat sejumlah kekurangan yang membatasi penggunaannya pada permasalahan kompleks.

Dalam metode komputasi berbasis kisi, pembentukan kisi-kisi untuk merepresentasikan domain fisik merupakan prasyarat untuk melakukan simulasi numerik. Pembuatan kisi-kisi yang baik pada geometri kompleks sering kali menjadi sumber kesulitan, dan menghabiskan waktu paling banyak. Selain itu, kasus aliran di sekitar benda yang permukaannya mengalami deformasi besar membutuhkan proses *remeshing* atau pengaturan ulang kisi-kisi karena berubahnya domain komputasi akibat adanya pergerakan batas domain. Proses *remeshing* adalah suatu proses yang sulit dan cukup rumit untuk diterapkan dalam suatu metode komputasional.

Keterbatasan metode berbasis kisi menjadi sangat jelas ketika mensimulasikan fenomena seperti interaksi antara fluida dengan struktur (*fluid-structure interaction (FSI)*) dari benda fleksibel dengan defleksi cukup besar. Dalam simulasi interaksi dua arah, perlu dilakukan proses *remeshing*

pada domain fluida untuk menyesuaikan kerapatan kisi pada daerah kritis di sekitar batas-batas struktur, sedangkan domain struktur sering kali mengalami masalah distorsi pada kisi-kisi saat terjadi deformasi besar. Oleh karena itu, pengembangan metode tanpa kisi (*meshfree*) yang berbasis partikel menjadi hal yang menarik guna meningkatkan efektivitas dan efisiensi suatu pemodelan numerik.

Bab ini memaparkan pengembangan metode numerik berbasis partikel untuk melakukan simulasi dinamika fluida dan mekanika padatan, yang dilakukan oleh penulis dan tim peneliti di FTMD. Pemodelan numerik dinamika fluida dibangun menggunakan metode partikel pusaran atau *vortex particle method* (VPM), sedangkan untuk mekanika padatan dibangun menggunakan metode partikel hidrodinamika atau *smoothed-particle hydrodynamics* (SPH). Validasi dilakukan menggunakan berbagai kasus untuk mengamati konvergensi dan akurasi dari metode yang dikembangkan. Lebih lanjut, formulasi interaksi fluida dengan struktur dikembangkan untuk menunjukkan keandalan metode yang dibangun. Validasinya menggunakan aliran di sekitar sebuah bendera terbalik yang mengepak. Kasus ini dipilih karena merupakan kasus kompleks yang melibatkan aliran tak-tunak dan pergetaran pada permukaan struktur dengan defleksi yang besar.

### **3.1 Dinamika Fluida Komputasional Berbasis *Vortex Particle Method* (VPM)**

Beberapa metode komputasional berbasis partikel telah dikembangkan oleh penulis. Salah satunya adalah metode VPM. Pemilihan metode ini didasari oleh kebutuhan untuk melakukan simulasi aliran fluida tak-tunak yang didominasi oleh vorteks. Salah satu varian dari *vortex particle method* yang, menurut berbagai sumber literatur, relatif sukses adalah VPM yang mengalami proses *remeshed* secara berkala. VPM ini menggabungkan deskripsi Eulerian dan Lagrangian dalam memecahkan persamaan-persamaan atur fluida. Dalam deskripsi Lagrangian, aliran fluida dijelaskan menggunakan partikel vorteks yang terbawa oleh momentum aliran. Sementara itu, dalam deskripsi Eulerian, rumus transpor fluida dihitung dan digunakan untuk memecahkan kecepatan aliran dan momentum pada titik-titik dalam domain perhitungan. Pada deskripsi Lagrangian, partikel vorteks bergerak karena suku adveksi. Selanjutnya, partikel-partikel ini didistribusikan kembali ke posisi awal

menggunakan skema interpolasi sambil memastikan konservasi momentum aliran. Pendekatan ini memadukan keunggulan metode tanpa kisi dan berbasis kisi. Beberapa keuntungan VPM adalah: tidak perlu pembuatan kisi, dispersi numerik yang dapat diabaikan, mengatasi masalah tumpang tindih partikel, dan mendukung perhitungan cepat untuk memenuhi kondisi batas aliran pada permukaan benda padat. Dikarenakan keunggulan ini, beberapa peneliti termasuk penulis mengembangkan dan memanfaatkan kemampuan VPM untuk memecahkan aliran viskos tak termampatkan (*viscous incompressible flows*) di sekitar suatu benda.

Untuk melakukan analisis dinamika fluida, maka dibutuhkan persamaan atur yang dapat merepresentasikan fenomena fisik dalam suatu domain fluida. Untuk kasus aliran tak termampatkan, digunakan persamaan atur *Navier-Stokes* (NS), sebagaimana telah dijelaskan di Bab 1. Dengan melakukan operasi perkalian *curl* pada persamaan NS, diperoleh hubungan sebagai berikut.

$$\frac{\partial \boldsymbol{\omega}}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) \boldsymbol{\omega} = (\boldsymbol{\omega} \cdot \nabla) \mathbf{v} + \nu \nabla^2 \boldsymbol{\omega} \quad (3.1)$$

yang mana vortisitas  $\boldsymbol{\omega}$  didefinisikan sebagai

$$\boldsymbol{\omega} = \nabla \times \mathbf{v} \quad (3.2)$$

Persamaan yang dikenal dengan sebutan persamaan vortisitas ini adalah persamaan NS, tetapi, di dalamnya hanya terdapat variabel kecepatan dan turunannya (vortisitas). Secara matematis, vorteks adalah daerah di mana terdapat konsentrasi nilai vortisitas yang cukup tinggi. Oleh karenanya, vortisitas adalah kuantitas yang diperlukan untuk mempelajari aliran fluida yang didominasi vorteks. Persamaan vortisitas (3.1), yang merupakan bentuk lain dari persamaan NS, adalah persamaan yang diselesaikan secara numerik dalam metode VPM.

Pada kasus aliran 2D, suku  $(\boldsymbol{\omega} \cdot \nabla) \mathbf{v}$  pada persamaan akan otomatis hilang, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$\frac{\partial \boldsymbol{\omega}}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) \boldsymbol{\omega} = \nu \nabla^2 \boldsymbol{\omega} \quad (3.3)$$

Persamaan di atas direpresentasikan dalam deskripsi acuan Eulerian. Dalam metode partikel pusaran, persamaan momentum aliran pada partikel- $i$  yang menempati posisi  $\mathbf{x}_i$  dapat ditulis kembali menggunakan deskripsi Lagrangian sebagai berikut.

$$\frac{d\boldsymbol{\omega}(\mathbf{x}_i)}{dt} = \nu \nabla^2 \boldsymbol{\omega} \quad (3.4)$$

Untuk menghubungkan pusaran yang dihitung menggunakan deskripsi Lagrangian pada partikel setelah mengalami pergerakan, dengan deskripsi Eulerian pada partikel awal, maka digunakan interpolasi berikut.

$$\boldsymbol{\omega}(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^{N_i} \boldsymbol{\omega}(\mathbf{x}_j) W\left(\frac{x_i - x_j}{\Delta x}\right) W\left(\frac{y_i - y_j}{\Delta y}\right) \quad (3.5)$$

yang mana  $W$  adalah sebuah kernel yang merupakan fungsi jarak antarpartikel. Interpolasi di atas dirancang agar selalu menjamin hukum kekekalan massa dan momentum dari fluida.

Salah satu permasalahan dalam VPM adalah dalam pemodelan kondisi batas. Kondisi batas “fisis” dari aliran fluida di sekitar benda adalah kondisi tanpa slip (*no slip condition*), yang dinyatakan dengan menggunakan harga kecepatan pada permukaan benda. Kondisi ini perlu dimodelkan dalam VPM karena VPM menyelesaikan persamaan vortisitas, yang memerlukan kondisi batas yang dinyatakan dengan menggunakan harga vortisitas pada permukaan. Pemodelan ini sangat sulit, bahkan mustahil dilakukan untuk kasus aliran di sekitar benda yang permukaannya berubah-ubah. Oleh karena itu, pemodelan kondisi batas menjadi salah satu topik penelitian utama di grup penelitian penulis di FTMD selama bertahun-tahun.

### 3.1.1 VPM dengan Penalisisasi Brinkman untuk Aliran Kompleks

Permasalahan pemodelan kondisi batas diatasi dengan menggunakan metode *immersed boundary*. Metode ini mentransformasikan permasalahan aliran di sekitar benda dengan kondisi batas menjadi permasalahan aliran tanpa batas, dengan domain perhitungan yang diperluas ke dalam benda. Persamaan vortisitas dimodifikasi dengan menambahkan satu suku tambahan yang disebut dengan suku penalti. Dengan demikian, pemenuhan kondisi batas

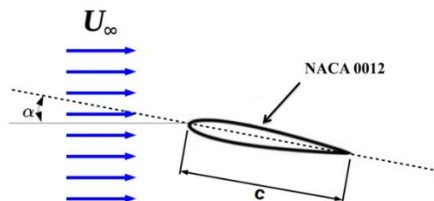
pada permukaan tidak lagi perlu dilakukan secara eksplisit. Persamaan atur yang diselesaikan dalam metode VPM dengan penalisasi adalah

$$\frac{\partial \boldsymbol{\omega}}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) \boldsymbol{\omega} = (\boldsymbol{\omega} \cdot \nabla) \mathbf{v} + \nu \nabla^2 \boldsymbol{\omega} + \nabla \times (\lambda \chi_s (\mathbf{v}_s - \mathbf{v})). \quad (3.6)$$

Skalar  $\lambda$  adalah porositas dari benda yang dimodelkan,  $\chi_s$  adalah fungsi yang memiliki nilai 0 di domain fluida dan 1 di domain solid,  $\mathbf{v}_s$  merupakan kecepatan permukaan benda. Dapat dilihat bahwa Persamaan (3.6) menjadi Persamaan (3.3) di domain fluida, yang merupakan persamaan vortisitas.

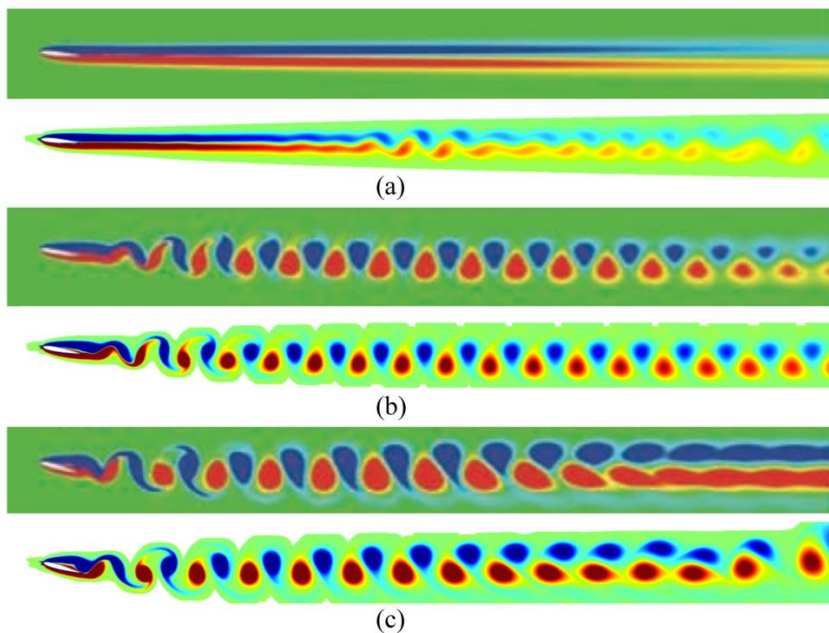
Pada makalah [Duong & Zuhail, 2022], kami menampilkan hasil pengembangan algoritma VPM yang dikombinasikan dengan penalisasi Brinkman, yang diberlakukan secara iteratif. Metode ini dikembangkan untuk keperluan simulasi aliran kompleks dengan resolusi yang tinggi. Dalam algoritma yang diusulkan, partikel dan domain penalisasi diperkenalkan secara terpisah. Domain partikel digunakan untuk keperluan perhitungan konveksi dan difusi partikel, sedangkan domain penalisasi untuk pemenuhan kondisi batas pada permukaan. Dalam metode penalisasi Brinkman secara iteratif, kondisi batas tanpa-slip diberlakukan dengan menerapkan tahapan penalisasi beberapa kali dalam setiap langkah waktu. Hal ini memungkinkan penggunaan langkah waktu yang lebih besar, tetapi kondisi batas tetap terpenuhi. Tentunya ini akan mengurangi biaya perhitungan dalam kasus aliran tak-tunak, tetapi dengan tetap mempertahankan pemenuhan kondisi batas pada permukaan benda.

Untuk melihat performa dari algoritma ini, dilakukan simulasi kasus *dynamic stall* pada aliran di sekitar airfoil simetris pada sudut serang tinggi. Simulasi dilakukan untuk memperlihatkan kemampuan VPM dengan penalisasi Brinkman iteratif dalam mengatasi kasus aliran di sekitar benda yang memiliki permukaan dengan geometri tajam. Konfigurasi dari simulasi diilustrasikan pada Gambar 8.



**Gambar 8.** Konfigurasi aliran melewati airfoil.

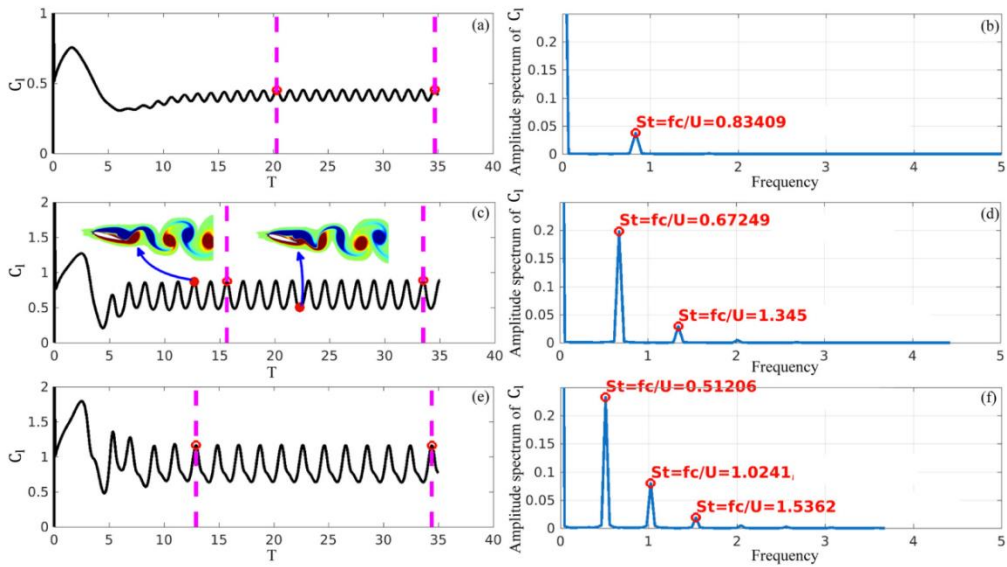
Gambar 9 menunjukkan perbandingan kontur vortisitas hasil simulasi menggunakan metode kami dengan yang hasil referensi lain ([Kurtulus et al., 2015]) pada tiga sudut serang/ *angle of attack* (AoA) yang berbeda. Secara umum, dalam proses pembentukan *leading-edge vortex* (LEV) dan *trailing-edge vortex* (TEV), hasil yang didapat identik dengan yang diperoleh referensi, meskipun ada beberapa perbedaan pada distribusi pusaran lepas di daerah belakang. Namun, pengaruhnya terhadap koefisien gaya aerodinamika tidak terlalu besar.



**Gambar 9.** Perbandingan kontur vortisitas dari hasil saat ini dengan yang diperoleh dari [Kurtulus et al., 2015] pada tiga AoA yang berbeda; (a): AoA =  $5^\circ$ , (b): AoA =  $10^\circ$ , (c): AoA =  $15^\circ$  [Duong & Zuhal, 2022].

Pada Gambar 10, gambar di kolom kiri menunjukkan koefisien angkat pada tiga AoA yang berbeda sebagai fungsi dari waktu, dan kontur vortisitas sesaat pada beberapa waktu tertentu; gambar di kolom kanan menunjukkan spektrum amplitudo koefisien angkat pada tiga AoA yang berbeda. Secara umum, hasil yang didapat sangat sesuai dengan yang tercantum dalam berbagai literatur. Pada kasus AoA =  $10^\circ$ , seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 10(c), ukuran LEV maksimum bersamaan dengan magnitudo osilasi  $C_l$  mencapai nilai maksimum. Sebaliknya, nilai magnitudo osilasi  $C_l$  mencapai minimum ketika ukuran LEV minimum.





**Gambar 10.** Gambar di kolom kiri menunjukkan riwayat waktu koefisien lift pada tiga AoA yang berbeda ((a): AoA =  $10^\circ$ , (c): AoA =  $15^\circ$ , (e): AoA =  $20^\circ$ ), dan kontur vortisitas sesaat pada beberapa waktu sesaat; gambar di kolom kanan menunjukkan spektrum amplitudo koefisien lift pada tiga AoA yang berbeda ((b): AoA =  $10^\circ$ , (d): AoA =  $15^\circ$ , (f): AoA =  $20^\circ$ ). Garis putus-putus magenta menunjukkan periode waktu untuk mengambil sampel untuk perhitungan angka Strouhal [Duong & Zuhail, 2022].

Studi ini jelas menunjukkan bahwa performa VPM dengan penalisasi Brinkman sangat baik dan mampu menangkap fitur-fitur detail dari aliran kompleks di sekitar benda dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Namun demikian, waktu yang diperlukan untuk melakukan simulasi dengan resolusi tinggi masih sangat lama. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan lebih jauh guna mempercepat waktu simulasi dan meningkatkan efisiensi perhitungan dengan menggunakan VPM.

### 3.1.2 Metode VPM dengan Diskritisasi *Least Square Moving Particle Semi-implicit*

Peningkatan efisiensi dapat dilakukan dengan mengembangkan metode VPM baru yang dapat digunakan untuk partikel dengan ukuran/resolusi berbeda-beda (*multiresolution*). Penggunaan partikel berbeda ukuran akan mengurangi jumlah partikel yang diperlukan secara signifikan, dengan tetap mempertahankan resolusi perhitungan. Pengurangan jumlah partikel otomatis akan menurunkan jumlah total operasi perhitungan yang perlu dilakukan. Namun, metode komputasional berbasis partikel lazimnya

dikembangkan untuk partikel dengan ukuran yang seragam. Selain itu, VPM yang telah dikembangkan juga sebenarnya masih memiliki ketergantungan pada kisi “latar belakang”: kisi maya yang dibentuk untuk melakukan evaluasi operator turunan.

Untuk mengatasi kedua permasalahan tersebut, kami menggabungkan VPM dengan skema diskritisasi *Least Square Moving Particle Semi-implicit* (LSMPS). Metode LSMPS adalah metode diskritisasi tanpa kisi dengan orde tinggi yang sangat akurat [Tasuku, T. dan Seiichi, K, 2014]. Dalam skema LSMPS, untuk setiap medan aliran yang dinyatakan sebagai fungsi  $f(\mathbf{x})$  dan sebuah partikel  $\alpha$  pada posisi  $\mathbf{x}_\alpha$ , operator turunan  $\mathbf{D}_\alpha$  yang beraksi pada partikel  $\alpha$  dinyatakan sebagai

$$\mathbf{D}_\alpha f(\mathbf{x}) = \mathbf{H}_\alpha [\mathbf{M}_\alpha^{-1} \mathbf{b}_\alpha] \quad (3.7)$$

di mana  $\mathbf{H}_\alpha = \text{diag}(L_\alpha^{-1}, L_\alpha^{-1}, 2L_\alpha^{-1}, L_\alpha^{-1}, 2L_\alpha^{-1})$  adalah matriks koefisien,  $\mathbf{M}_\alpha$  adalah matriks momen, dan  $\mathbf{b}_\alpha$  momen vektor, yang untuk kasus 2D adalah

$$\mathbf{D}_\alpha = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x_\alpha} & \frac{\partial}{\partial y_\alpha} & \frac{\partial^2}{\partial^2 x_\alpha} & \frac{\partial^2}{\partial x_\alpha \partial y_\alpha} & \frac{\partial^2}{\partial^2 y_\alpha} \end{bmatrix}^T,$$

$$\mathbf{M}_\alpha = \sum_{\beta \in \Lambda_\alpha} W(\|\mathbf{x}_\beta - \mathbf{x}_\alpha\|) \mathbf{P} \left( \frac{\mathbf{x}_\beta - \mathbf{x}_\alpha}{r_s} \right) \mathbf{P}^T \left( \frac{\mathbf{x}_\beta - \mathbf{x}_\alpha}{r_s} \right),$$

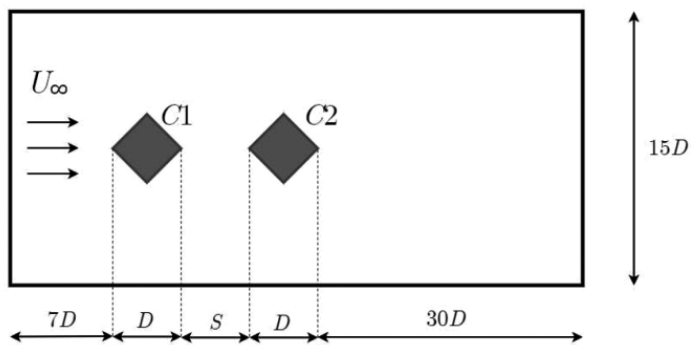
$$\mathbf{b}_\alpha = \sum_{\beta \in \Lambda_\alpha} W(\|\mathbf{x}_\beta - \mathbf{x}_\alpha\|) \mathbf{P} \left( \frac{\mathbf{x}_\beta - \mathbf{x}_\alpha}{r_s} \right) (f(\mathbf{x}_\beta) - f(\mathbf{x}_\alpha)),$$

$$\mathbf{P} = [x \quad y \quad x^2 \quad xy \quad y^2]^T.$$

Pemanfaatannya operator spasial LSMPS pada VPM akan menghilangkan kebutuhan penggunaan kisi latar belakang, dan mengubah VPM menjadi metode berbasis partikel sepenuhnya. VPM yang kami usulkan ini diberi nama LSMPS-VPM dan dijelaskan secara rinci pada makalah kami yang terbit di jurnal *Physics of Fluids* [Firdaus et al., 2023].

Untuk menunjukkan peningkatan kapasitas LSMPS-VPM dalam melakukan simulasi aliran kompleks, dilakukan simulasi dan analisis detail dari aliran di sekitar dua silinder persegi yang diputar dalam susunan tandem, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 11. Diagonal silinder (D) diatur agar nilainya sama untuk kedua silinder. Silinder yang berada di hulu (C1) ditempatkan pada titik koordinat tertentu, sementara lokasi silinder yang berada di hilir (C2) diubah sesuai dengan jarak celah antara permukaan silinder (S). Untuk pengaturan

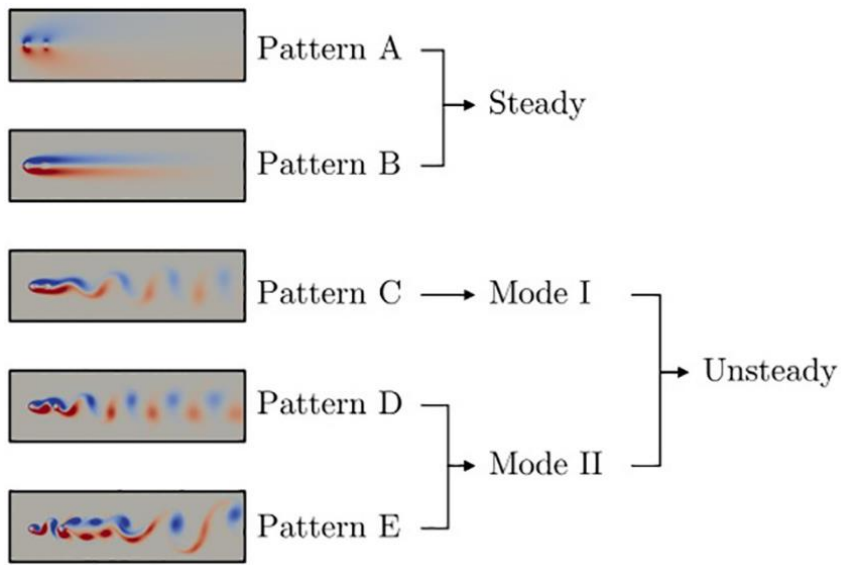
dan inisialisasi partikel, partikel dengan multiresolusi digunakan dan ditempatkan secara berurutan, dari yang terkecil hingga yang terbesar, mengikuti skema distribusi partikel LSMPS-VPM. Seperti pada kasus airfoil yang dibahas sebelumnya, metode penalisasi Brinkman diadopsi untuk memenuhi kondisi batas fluida pada permukaan benda. Untuk menangkap berbagai pola aliran yang melewati dua silinder tersebut, simulasi dilakukan pada waktu non-dimensional ( $t^* = U_\infty t / D$ ) dengan nilai  $t^* > 300$  untuk  $Re$  sedang hingga tinggi, dan  $50 \leq t^* \leq 100$  untuk  $Re$  rendah. Simulasi dalam jangka waktu yang relatif panjang ini sangat mahal apabila dilakukan menggunakan varian VPM sebelumnya.



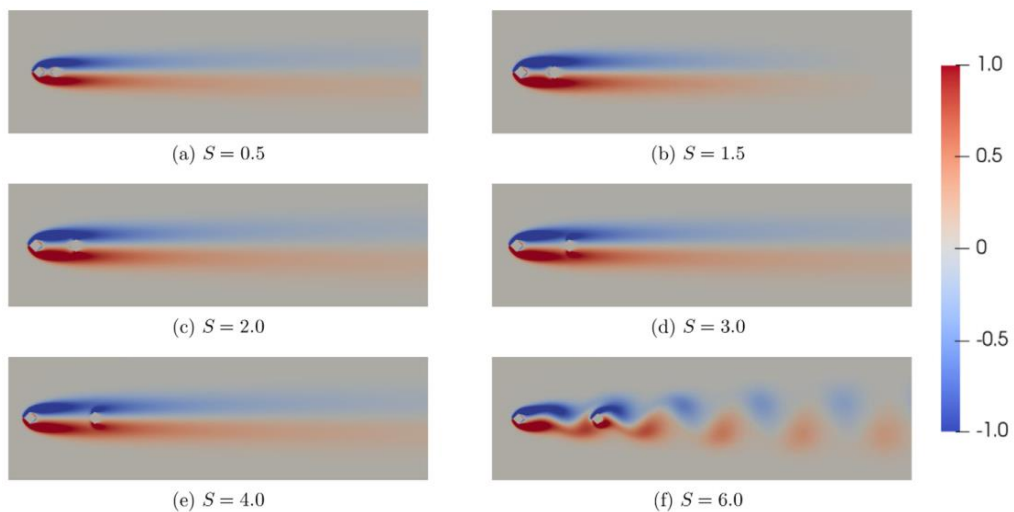
**Gambar 11.** Konfigurasi silinder belah ketupat pada domain fluida.

Pola aliran dan statistik gaya dari aliran yang melewati dua silinder berbentuk belah ketupat yang disusun secara tandem di bawah pengaruh berbagai  $Re$  akan dibahas pada lima perbedaan jarak celah, dengan pengaturan seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 11. Beberapa nilai  $Re$  dipilih: 3, 5, 40, 65, 100, dan 150, untuk mempelajari perubahan fenomena pada beberapa tahapan kritis aliran. Kasus  $Re = 3$  dan 5 dipilih karena diketahui dalam kasus aliran melewati silinder lingkaran, terdapat evolusi di mana aliran berubah dari aliran tunak menjadi aliran dengan pembentukan vorteks.  $Re = 40$  dipilih karena merupakan batas antara aliran stabil dan tidak stabil pada kasus satu silinder persegi yang diputar.  $Re = 65$  dipilih karena, pada  $Re$  ini, fenomena pelepasan vorteks mulai diamati dalam kasus dua silinder lingkaran yang disusun secara tandem. Terakhir,  $Re = 100$  dan 150 dipilih karena merupakan aliran laminar normal, dan digunakan sebagai kasus dengan  $Re$  tertinggi pada studi ini.

Klasifikasi pola aliran mengikuti karakteristik lapisan geser (*shear layers*) dan pusaran yang terbentuk di dalam medan aliran. Pengamatan dilakukan dengan cara mengamati kontur vortisitas dan garis aliran pada setiap kasus yang dipilih. Berdasarkan hasil simulasi pada nilai  $Re$  yang dipilih, maka pola aliran diklasifikasikan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 12.

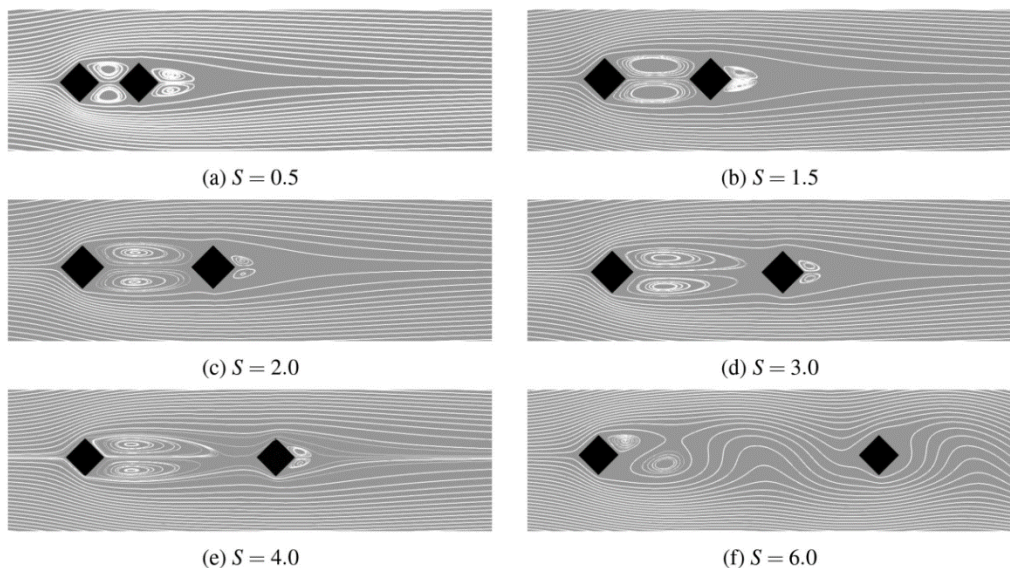


**Gambar 12.** Klasifikasi pola aliran aliran di sekitar dua silinder berbentuk berlian dalam susunan tandem [Firdaus et al., 2023].



**Gambar 13.** Distribusi vortisitas sesaat dari aliran di sekitar silinder persegi yang diputar dalam susunan tandem pada  $Re = 40$  [Firdaus et al., 2023].

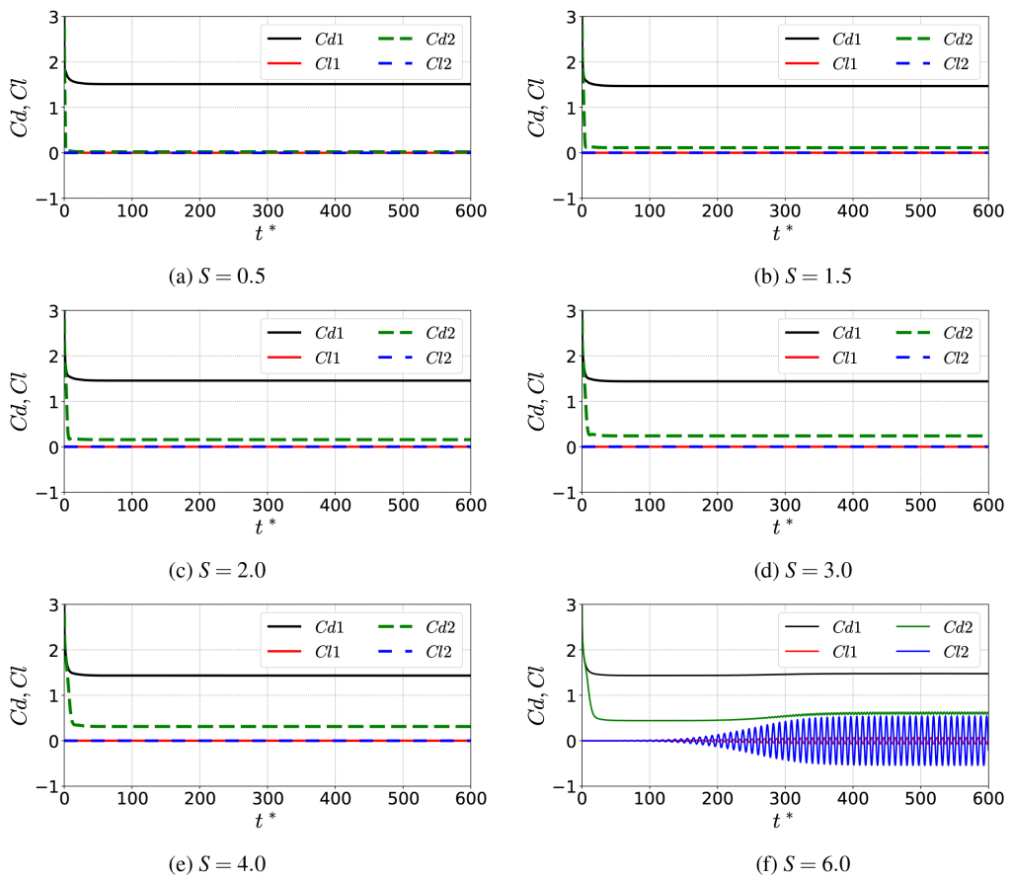
Sebagai contoh klasifikasi pola aliran, perhatikan Gambar 13 yang menunjukkan pola aliran pada  $Re = 40$ , hasil simulasi LSMPS-VPM. Dapat dilihat bahwa terdapat dua pola aliran yang teramati. Pola pertama, aliran dengan pasangan pusaran stabil (Pola B), ditandai dengan munculnya pasangan pusaran kecil dan stabil di belakang C1 dan pasangan yang lebih kecil dan lemah di belakang C2, seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 14, yang menunjukkan pola garis aliran untuk lapisan geser C1 meregang dan meliputi C2 tanpa terlepas, dan kemudian terus meregang menuju ekor silinder, seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 13. Pola B masih menunjukkan karakteristik aerodinamika aliran stabil yang mirip dengan pola A. Dengan peningkatan jarak antara kedua silinder,  $S$ , lapisan geser C1 mulai sedikit tertekan di dalam celah.



**Gambar 14.** Garis arus kecepatan sesaat dari aliran di sekitar silinder persegi yang diputar dalam susunan tandem pada  $Re = 40$  [Firdaus et al., 2023].

Gambar 15 menunjukkan riwayat waktu dari koefisien aerodinamika silinder untuk berbagai jarak  $S$  pada kasus  $Re = 40$ . Dapat terlihat bahwa pada kasus tersebut, koefisien aerodinamika tidak berfluktuasi. Dengan adanya peningkatan  $S$ , dapat diamati bahwa C2 perlahan-lahan menjauh dari pusaran C1 (Gambar 14). Pada saat yang sama, nilai-nilai  $C_{d2}$  (koefisien gaya hambat silinder 2) perlahan mulai meningkat. Di sisi lain, fluktuasi koefisien aerodinamika mulai terlihat pada Gambar 15(f). Fluktuasi ini disebabkan oleh pembentukan pusaran berbentuk lengkap di belakang setiap silinder.  $C_{l2}$

(koefisien gaya angkat silinder 2) terlihat memiliki amplitudo fluktuasi yang lebih tinggi daripada  $C_{l1}$  (koefisien gaya angkat silinder 1), karena aliran di sekitar C2 lebih dipengaruhi oleh interaksi pusaran yang disebabkan oleh C1. Selain itu, C2 memiliki daerah kosong di bagian belakang yang lebih besar daripada C1, sehingga aliran dapat melingkar dan membentuk pusaran, yang kemudian menyebabkan peningkatan fluktuasi  $C_{l2}$ .  $C_{d2}$  juga fluktuatif karena interaksi pusaran antara silinder. Namun, fluktuasinya jauh lebih kecil dibandingkan dengan fluktuasi  $C_{l1}$ . Akhirnya,  $C_{d1}$  tetap stabil dan hampir tidak terpengaruh pada  $Re = 40$  dan  $S = 6$ .



**Gambar 15.** Riwayat waktu dari koefisien drag  $C_d$  dan lift  $C_l$  yang diberikan pada silinder persegi yang diputar secara berurutan dalam susunan tandem [Firdaus et al., 2023].

Keberhasilan LSMPS-VPM dalam menangkap berbagai fitur aliran kompleks, yang kemudian digunakan untuk melakukan klasifikasi tipe aliran pada penelitian ini menunjukkan keandalan metode komputasional yang kami

kembangkan. Dengan performa yang telah ditunjukkan, penggunaan LSMPS-VPM untuk melakukan simulasi interaksi fluida struktur (FSI) yang kompleks menjadi lebih memungkinkan.

### 3.2 Mekanika Padatan Komputasional Berbasis Partikel

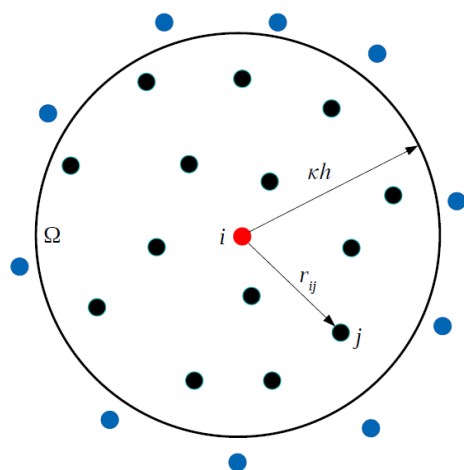
Untuk melakukan simulasi FSI dengan defleksi struktur yang cukup besar, diperlukan metode komputasi mekanika padatan yang dapat melakukan simulasi deformasi benda padat dengan kualitas yang sangat baik. Untuk itu, kami mengembangkan metode simulasi mekanika padatan berbasis partikel dengan model diskritisasi *Smoothed-particle Hydrodynamics* (SPH). Pemilihan ini didasari oleh keinginan agar metode simulasi mekanika padatan yang digunakan untuk simulasi FSI sejenis dengan metode simulasi fluida yang akan digunakan, yaitu metode berbasis partikel. Diketahui bahwa SPH adalah metode komputasional berbasis partikel yang terbaik untuk diterapkan pada permasalahan mekanika padatan.

Namun demikian, penerapan metode SPH konvensional dalam komputasi mekanika padatan menyisakan sejumlah tantangan. Tantangan ini meliputi konsistensi dan stabilitas, yang dapat berdampak besar pada hasil keseluruhan. Meskipun formulasi total Lagrangian dari SPH (salah satu formulasi klasik SPH) efektif mengatasi salah satu aspek ketidakstabilan, khususnya ketidakstabilan tarik, formulasi tersebut masih belum mampu sepenuhnya mengatasi masalah mode ketidakstabilan *zero energy*, yang dampaknya sangat signifikan dalam memengaruhi hasil simulasi. Jenis ketidakstabilan ini dalam metode elemen hingga sering juga disebut dengan efek *Hourglass*.

Penulis dan tim melakukan berbagai pengembangan guna mengatasi berbagai tantangan dalam metode SPH, yang meliputi aspek-aspek seperti akurasi, konsistensi, stabilitas, dan implementasi praktis. Pendekatan alternatif untuk menghitung gradien suatu fungsi diperkenalkan. Teknik ini menggabungkan gradien lokal dari setiap interaksi partikel dengan nilai rata-rata pada setiap partikel menggunakan metode *kernel convolution identity*. Untuk mengevaluasi keandalan metode ini, pengujian dilakukan pada berbagai permasalahan dalam dinamika benda padat tak linier dengan defleksi yang besar.

Dalam implementasi praktisnya, *framework* yang diusulkan adalah *framework* total Lagrangian SPH. *Framework* ini menggunakan kernel Lagrangian untuk memperoleh stabilitas dan efisiensi waktu komputasi yang lebih baik, serta menggunakan kernel Eulerian untuk deteksi permukaan secara otomatis. Analisis kualitatif dan kuantitatif dilakukan untuk memverifikasi kinerja metode yang diperkenalkan. Hasilnya menunjukkan kesesuaian yang sangat baik dengan referensi, dan terdapat peningkatan signifikan dalam stabilitas dan akurasi yang dicapai melalui metode SPH yang diusulkan. Penjelasan rinci tentang metode SPH untuk mekanika padatan yang kami kembangkan dapat dipelajari dalam tulisan kami yang telah terbit di jurnal *International Journal for Numerical Methods in Engineering* [Wiragunarsa et al., 2024<sup>a</sup>] dan makalah kami yang dalam proses penelaahan di sebuah jurnal [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

Dalam metode SPH, nilai fungsi pada titik tertentu dapat diaproksimasi menggunakan penjumlahan kontribusi titik-titik tetangga di sekitarnya yang masih berada di dalam suatu radius pengaruh, seperti ditunjukkan pada Gambar 16. Dalam konteks formulasi *total Lagrangian*, domain radius pengaruh tetap sama dari awal sampai akhir, sehingga tidak perlu membedakan antara sistem partikel pada kerangka acuan saat ini dan kerangka acuan referensi sebelum mengalami deformasi. Hubungan antara nilai titik diskrit dan bentuk kontinu diaproksimasi melalui diskritisasi SPH, dengan menggunakan sebuah kernel yang berfungsi sebagai fungsi pemberat. Kernel ini akan mengatur besarnya kontribusi titik tetangganya berdasarkan jaraknya.



**Gambar 16.** Radius pengaruh titik-*i* untuk aproksimasi nilai suatu fungsi.



Untuk melakukan simulasi mekanika padatan, maka persamaan atur harus didiskretisasi terlebih dahulu. Ada dua persamaan atur yang akan digunakan, yaitu persamaan kekekalan momentum linear dan laju perubahan gradien deformasi. Persamaan diferensial kekekalan momentum linear direpresentasikan sebagai berikut

$$\frac{d\mathbf{p}}{dt} - \text{div}(\mathbf{P}) = \mathbf{s}_o \quad (3.8)$$

Setelah didiskretisasi menggunakan SPH, maka persamaan di atas menjadi

$$\frac{d\mathbf{p}_i}{dt} = \mathbf{s}_{o,i} + \sum_{j=1}^{N_i} V_{o,j} \mathbf{P}_j \nabla_o W_j(\mathbf{X}_i) \quad (3.9)$$

Variabel  $\mathbf{p}$  merupakan momentum linear,  $\mathbf{P}$  adalah tegangan Piola-Kirchhoff pertama,  $\mathbf{s}_o$  merupakan sumber gaya luar,  $V_o$  adalah volume domain kontinum yang diwakili oleh satu titik, dan  $\nabla_o W_j(\mathbf{X}_i)$  adalah gradien kernel yang terjadi pada titik- $i$  akibat interaksi dengan titik- $j$ . Tanda huruf kecil  $o$  menyatakan variabel dideskripsikan pada kerangka acuan sebelum mengalami deformasi.

Persamaan atur yang kedua adalah laju perubahan gradien deformasi yang dinyatakan sebagai berikut.

$$\frac{d\mathbf{F}}{dt} - \nabla_o \left( \frac{1}{\rho} \mathbf{p} \otimes \mathbf{I} \right) = \mathbf{0} \quad (3.10)$$

Selanjutnya, persamaan hasil diskretisasi SPH-nya adalah

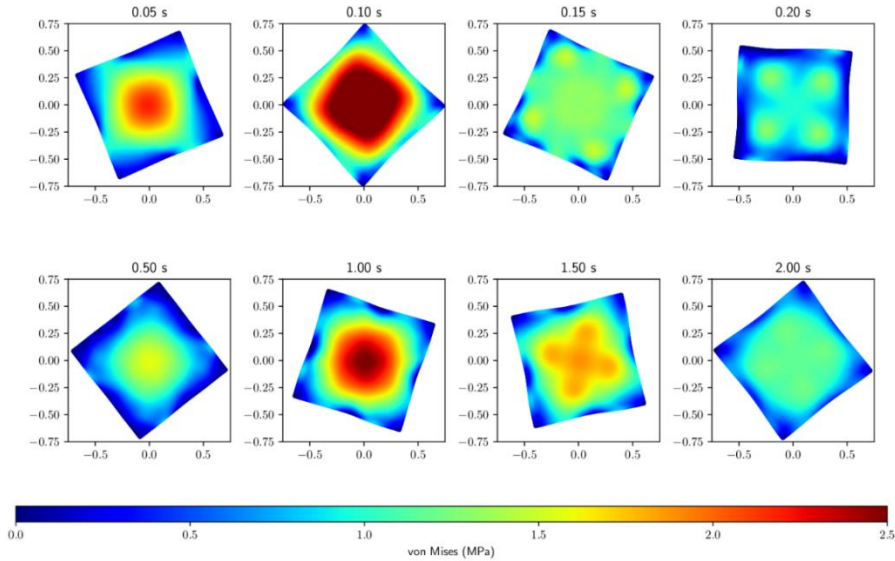
$$\frac{d\mathbf{F}_i}{dt} = \sum_{j=1}^{N_i} \frac{V_{o,j}}{\rho_{o,j}} (\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i) \otimes \nabla_o W_j(\mathbf{X}_i) \quad (3.11)$$

yang mana variabel  $\rho$  merupakan massa jenis material.

### 3.2.1 Analisis Kekekalan Momentum pada Pelat Berputar

Simulasi ini bertujuan untuk menguji keterpenuhan hukum kekekalan momentum dan mengidentifikasi mode ketidakstabilan *zero energy* dalam kasus respons jangka panjang (*long-time response*). Dalam simulasi ini, sebuah plat 2D berbentuk persegi dengan sisi masing-masing berukuran 1 m, awalnya

dilepaskan dan diberi kecepatan sudut  $\omega = 105 \text{ rad/s}$ , dengan sumbu rotasi ditempatkan di tengah pelat. Pelat ini terbuat dari bahan karet dengan modulus elastisitas  $E = 17 \text{ MPa}$ , rasio Poisson  $\nu = 0.45$ , dan densitas  $\rho = 1100 \text{ kg/m}^3$ .

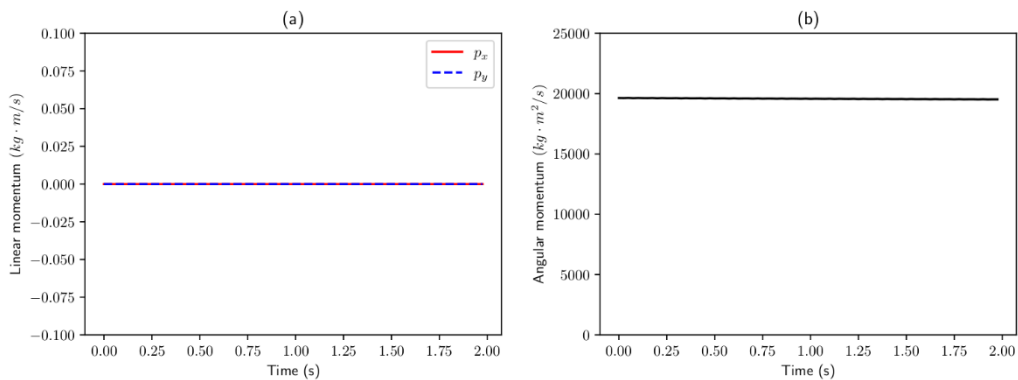


**Gambar 17.** Kontur tegangan pada pelat yang diberikan kelajuan sudut awal [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

Distribusi tegangan von Mises disajikan dalam Gambar 17 untuk mencari keberadaan mode ketidakstabilan *zero energy*. Dalam studi ini, simulasi dilakukan untuk menguji respons jangka panjang dari metode yang diajukan. Analisis kualitatif dari distribusi tegangan menunjukkan bahwa metode yang diajukan bebas dari ketidakstabilan *zero energy*, dengan demikian menunjukkan stabilitas dan keandalan metode tersebut selama periode yang disimulasikan.

Kemampuan suatu metode untuk menjaga kekekalan momentum dan energi merupakan aspek yang sangat penting. Pemanfaatan gradien kernel yang dikoreksi secara langsung memastikan terpenuhinya kekekalan momentum linier, dengan sedikit modifikasi diskretisasi persamaan atur. Namun, menjaga kekekalan momentum sudut lebih menantang, karena gaya interaksi antara pasangan partikel menjadi tidak sejajar setelah koreksi gradien kernel dilakukan. Ketidaksesuaian ini memberikan momen tambahan yang dapat mengganggu prinsip kekekalan momentum sudut. Salah satu pendekatan untuk mengurangi ketidaksesuaian ini adalah dengan

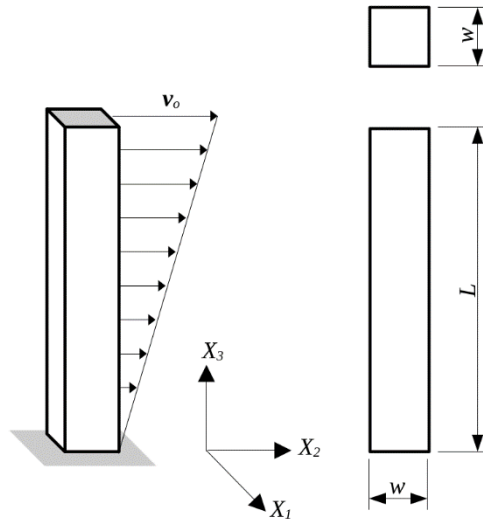
menggunakan jumlah partikel yang lebih banyak. Distribusi partikel yang lebih padat mengurangi jarak antar partikel, sehingga mengurangi lengan momen pada setiap pasangan interaksi, yang berakibat pada gangguan momentum sudut menjadi lebih kecil. Dalam contoh ini, kami menggunakan distribusi partikel sebanyak  $200 \times 200$  untuk merepresentasikan pelat tersebut. Pemilihan jumlah partikel yang digunakan biasanya merupakan kompromi antara akurasi dan waktu komputasi; hal ini merupakan pertimbangan umum dalam setiap metode komputasi.



**Gambar 18.** Analisis kuantitatif untuk mengamati kekekalan: (a) momentum linear, (b) momentum sudut [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

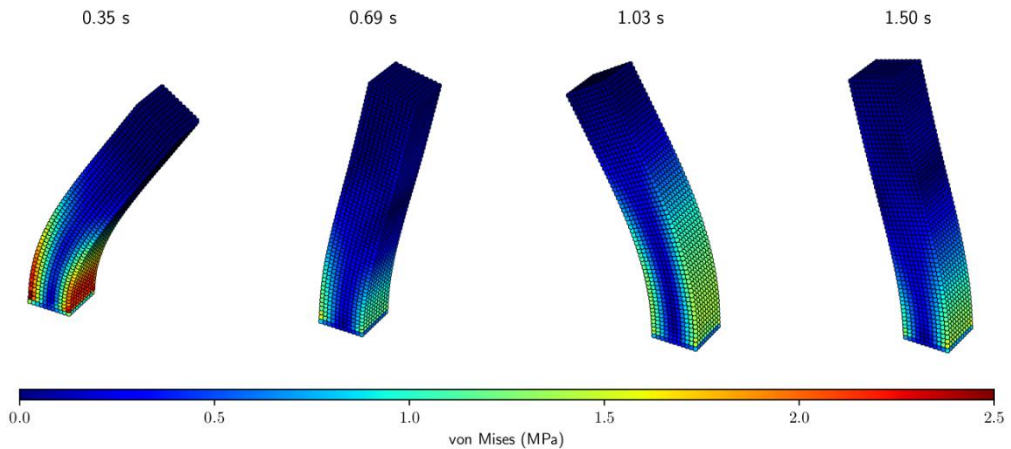
Hasil pengujian kekekalan momentum linier dan sudut dari metode SPH yang diusulkan disajikan dalam Gambar 18. Hasil ini menunjukkan prinsip kekekalan terpenuhi, dengan sangat baik, baik kekekalan momentum linier maupun sudut.

Pemenuhan hukum kekekalan energi pada kasus yang disimulasikan menggunakan SPH yang diusulkan, juga diselidiki menggunakan kasus kolom yang diberikan distribusi kecepatan awal. Simulasi ini bertujuan untuk menganalisis perilaku deformasi menggunakan SPH dalam sebuah skenario respons jangka panjang. Batang yang memiliki dimensi 1x1 meter dan dijepit di ujung bawah, kemudian diberi distribusi kecepatan awal secara linier, seperti ditunjukkan pada Gambar 19. Batang kemudian dilepaskan, dan responsnya diamati untuk mengetahui munculnya ketidakstabilan numerik dan keterpenuhan hukum kekekalan energi. Batang ini terbuat dari bahan karet dengan modulus elastisitas  $E = 17$  MPa, rasio Poisson  $\nu = 0.45$ , dan densitas  $\rho = 1100$  kg/m<sup>3</sup>.



**Gambar 19.** Konfigurasi batang yang diberi distribusi kecepatan untuk analisis kekekalan energi.

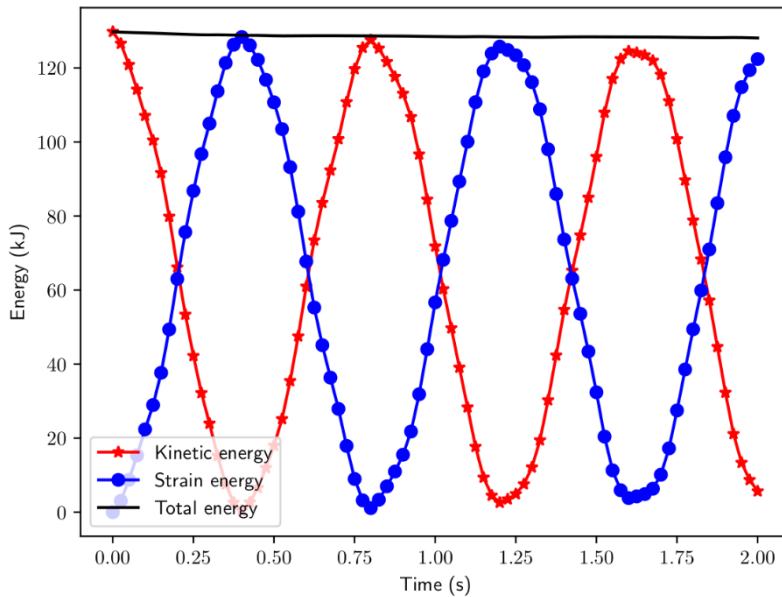
Kinerja metode dianalisis secara menyeluruh. Bentuk deformasi dan distribusi tegangan von Mises dari kolom ditampilkan dalam Gambar 20, yang secara visual menunjukkan tidak adanya mode ketidakstabilan *zero energy*.



**Gambar 20.** Kontur tegangan pada batang yang diberi distribusi kecepatan awal [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

Evaluasi pemenuhan hukum kekekalan energi melibatkan perhitungan energi kinetik, potensial regangan, dan energi total sistem. Energi kinetik dihitung dengan menjumlahkan kontribusi energi kinetik dari setiap partikel, dan energi potensial regangan ditentukan berdasarkan pada fungsi energi regangan hiperelastis Neo-Hookean. Energi total sistem diperoleh dengan

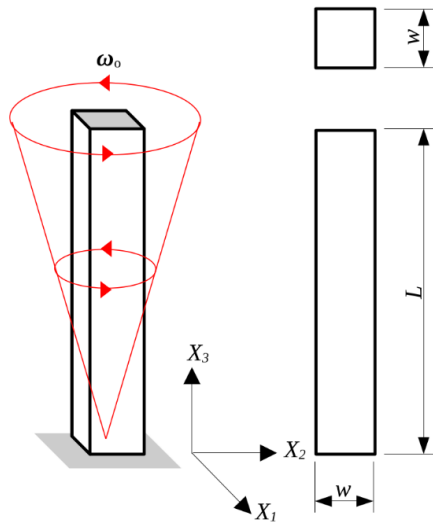
menggabungkan energi kinetik dan energi potensial regangan sistem. Hasilnya disajikan dalam Gambar 21, yang menampilkan pemenuhan hukum kekekalan energi yang sangat baik dalam sistem yang disimulasikan menggunakan SPH yang diusulkan.



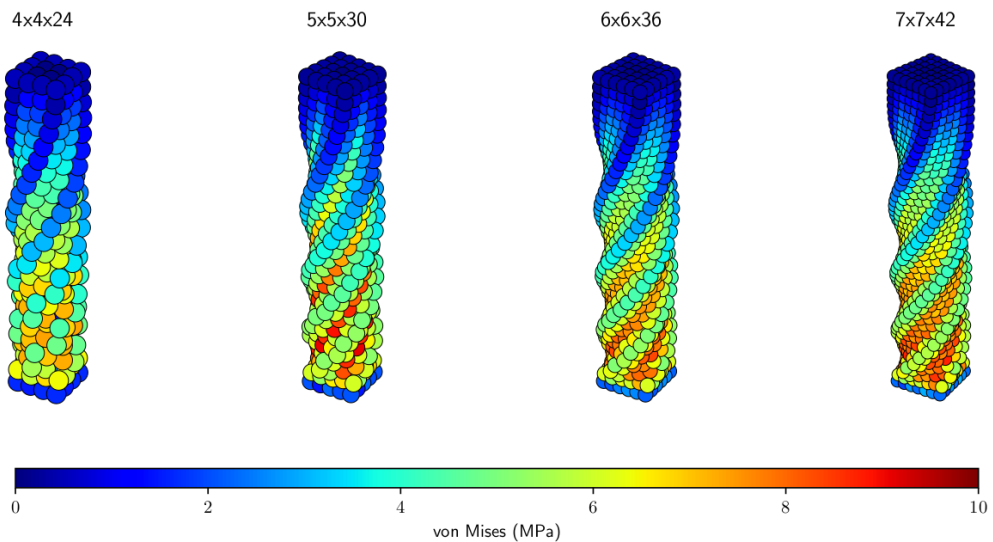
**Gambar 21.** Analisis kekekalan energi mekanik pada batang yang diberi distribusi kecepatan awal [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

Masalah lain yang mungkin muncul pada simulasi kasus deformasi besar menggunakan SPH adalah masalah kestabilan numerik. Untuk itu, perlu dilakukan uji coba yang mengevaluasi stabilitas metode SPH yang diusulkan dalam menangani masalah dengan deformasi besar. Evaluasi dilakukan menggunakan kasus batang yang dipuntir dan diberikan kecepatan sudut awal dengan distribusi tertentu. Konfigurasi batang dengan dimensi 1x1x6 meter diilustrasikan dalam Gambar 22. Kecepatan sudut awal  $\omega_0 = (0,0,\omega_3 \sin \frac{\pi X_3}{2L})$  diberikan pada batang saat waktu  $t = 0$  detik. Nilai  $\omega_3$  yang diberikan adalah 105 rad/s.

Simulasi pertama mengamati bentuk deformasi batang yang diperoleh dengan berbagai konfigurasi partikel, seperti yang ditampilkan dalam Gambar 23. Hasilnya dicatat pada waktu  $t = 100$  ms, yang mana deformasi yang diperoleh sudah menunjukkan konvergensi kualitatif yang baik, bahkan untuk jumlah partikel yang sangat sedikit.



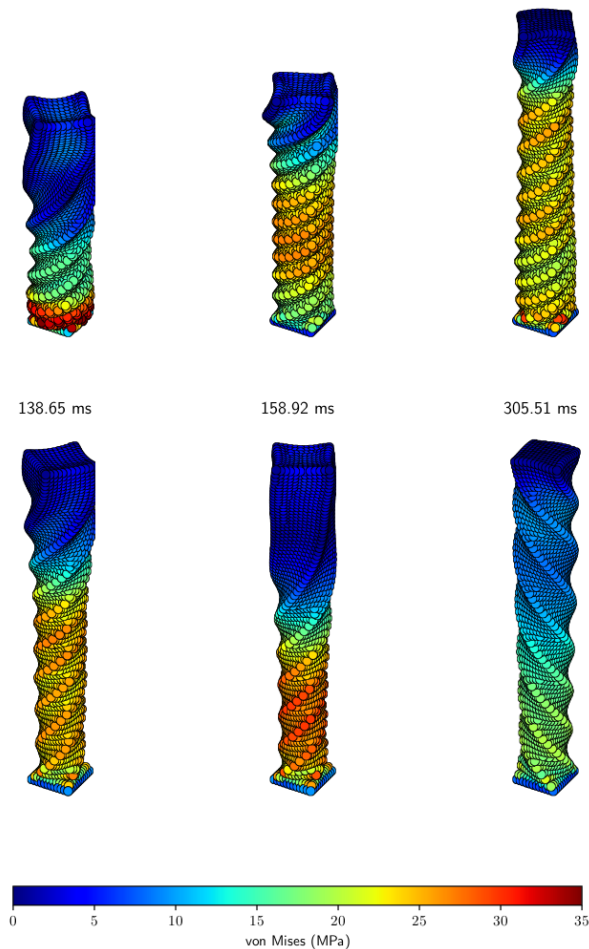
**Gambar 22.** Konfigurasi batang yang dipuntir oleh distribusi kecepatan sudut awal



**Gambar 23.** Analisis konvergensi kualitatif pada deformasi batang dengan berbagai konfigurasi partikel [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

Pada simulasi berikutnya, kecepatan awal yang diterapkan pada batang dinaikan menjadi  $\omega_3 = 400$  rad/s dengan konfigurasi 12x12x72 partikel. Hasilnya ditunjukkan dalam Gambar 24, yang mana simulasi tetap stabil untuk masalah dengan deformasi yang sangat besar. Analisis pada kontur tegangan menunjukkan indikasi bahwa ketidakstabilan numerik tidak muncul pada metode SPH yang diajukan. Studi ini menunjukkan bahwa SPH yang diajukan

mampu menangkap fenomena yang cukup kompleks, yang sulit ditangkap oleh metode konvensional *Finite Element Method* (FEM) karena adanya masalah distorsi elemen pada metode berbasis kisi.



**Gambar 24.** Analisis kestabilan pada batang saat mengalami deformasi yang sangat besar [Wiragunarsa et al., 2024<sup>b</sup>].

### 3.3 Interaksi Struktur dengan Fluida

Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan keandalan metode yang dikembangkan, serta mempelajari kasus interaksi antara fluida dan struktur (FSI) pada struktur tipis yang fleksibel, yang mengalami perpindahan besar. Untuk mencapai tujuan tersebut, sebuah algoritma FSI baru diusulkan dengan pendekatan yang menggabungkan metode komputasional fluida dengan struktur. Dalam penelitian ini, algoritma VPM dikembangkan lebih jauh untuk

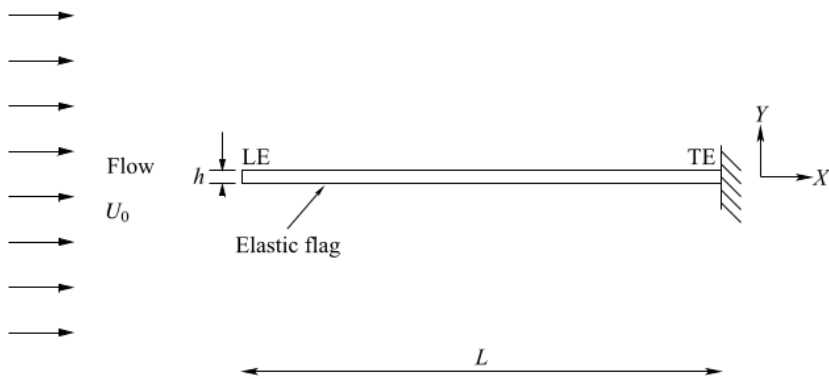
meningkatkan kemampuannya dalam melakukan simulasi FSI yang kompleks pada struktur tipis yang fleksibel. Sebuah formulasi gaya yang baru diperkenalkan dengan berbasis pada penalisasi kecepatan yang dikoreksi, yang dapat menghasilkan distribusi gaya untuk metode penalisasi Brinkman yang diterapkan berulang. Skema multiresolusi juga diperluas dengan menerapkan *patch* ke VPM yang di-*remeshed*. Skema multiresolusi tersebut dikembangkan dan diterapkan bersama dengan metode penalisasi Brinkman berulang untuk VPM yang di-*remeshed*. Terakhir, VPM 3D yang di-*remeshed* 3D dikembangkan untuk keperluan simulasi FSI pada sistem bendera terbalik. Algoritma FSI digunakan untuk melakukan serangkaian simulasi pada model bendera terbalik 2D dan 3D, dengan tujuan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih dalam tentang dinamika interaksi yang kompleks antara struktur dan fluida. Tingkat keberhasilan simulasi ini akan menunjukkan efektivitas algoritma FSI yang dikembangkan dalam melakukan simulasi resolusi tinggi yang non-linier. Selain itu, hasil simulasi memberikan pemahaman fisis yang berharga tentang modus fundamental yang diamati dalam sistem bendera terbalik.

Kasus validasi pertama merupakan kasus yang menantang, dari sudut pandang simulasi FSI karena melibatkan interaksi kompleks antara fluida dengan struktur fleksibel yang mengalami fenomena ketidakstabilan *flutter* dengan modus *Large Amplitude Flapping* (LAF). Masalah ini terjadi pada kasus aliran di sekitar bendera terbalik. Penamaan bendera terbalik dilakukan karena objeknya adalah satu lembaran fleksibel tipis (seperti bendera) dengan panjang  $L$ , yang dijepit pada bagian ujung belakangnya dengan ujung depannya dapat bebas berayun, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 25. Banyak penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa model bendera terbalik ini mudah mengalami *flutter*. *Flutter* adalah getaran yang disebabkan oleh ketidakstabilan sistem fluida-struktur, ketika suatu nilai kritis terlampaui. Dikarenakan mudah “bergetar”, banyak peneliti yang melihat potensi penggunaan sistem ini untuk memanen (*harvesting*) energi dari fluida, seperti layaknya sebuah turbin angin.

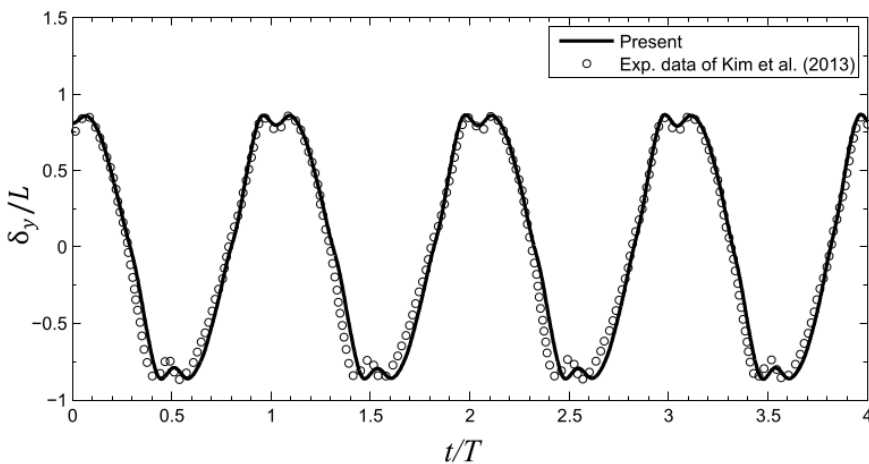
[Kim et al. 2013] melakukan serangkaian eksperimen, yang memvariasikan kecepatan aliran dan properti struktural dari bendera terbalik, dan mengamati dinamika kepankan bendera. Mereka menunjukkan bahwa kekakuan lentur tak berdimensi ( $KB$ ) adalah parameter yang memengaruhi dinamika FSI pada kasus ini. Untuk menunjukkan kemampuan metode FSI yang dikembangkan,



perbandingan antara hasil yang diperoleh menggunakan metode FSI yang dikembangkan dibandingkan dengan hasil eksperimen [Kim et al. 2013]. Gambar 26 membandingkan riwayat waktu yang diukur dan yang dihitung dari perpindahan ujung depan bendera dalam koordinat Y ketika terjadi transisi dari modus LAF ke modus tertekuk. Terlihat bahwa hasil numerik 2D yang dihitung sangat cocok dengan data eksperimen. Simulasi tidak hanya memberikan amplitudo osilasi dengan akurasi yang sangat baik, tetapi juga mampu menangkap seluruh maksimum dan minimum lokal yang terjadi ketika bendera bergetar. Hasil ini mengonfirmasi temuan yang dilaporkan oleh [Kim et al. 2013]. Perbedaan maksimum antara hasil yang diperoleh dari eksperimen dan simulasi, yang terjadi di sekitar perpindahan ujung depan maksimum dan minimum, tidak melebihi 8% dari nilai yang diukur.



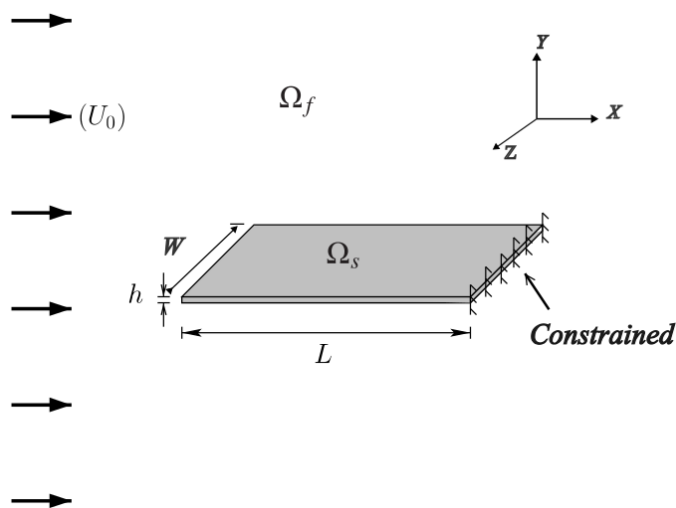
**Gambar 25.** Konfigurasi bendera terbalik 2D



**Gambar 26.** Riwayat waktu pergeseran ujung depan bendera 2D hasil simulasi [Andria, N., 2023] dibandingkan dengan data eksperimen [Kim et al. 2013].

Validasi berikutnya menggunakan kasus yang sama seperti simulasi sebelumnya, namun simulasi dilakukan pada domain 3D. Gambar 27 menggambarkan bendera fleksibel tipis tiga dimensi ( $\Omega_s$ ) berinteraksi dengan aliran seragam tak dapat dimampatkan ( $\Omega_f$ ). Di sini,  $v_0$ ,  $L$ ,  $W$ , dan  $h$  menyatakan kecepatan aliran bebas, panjang bendera, lebar bendera, dan ketebalan bendera.

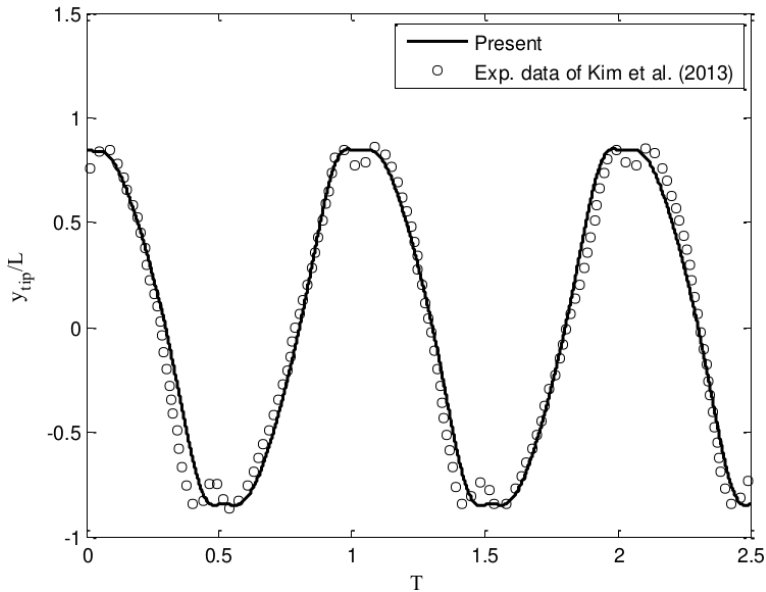
Domain fluida dievaluasi menggunakan *remeshed*-VPM 3D dengan metode penalisasi Brinkman yang diterapkan berulang. Pada studi ini, aspek rasio  $AR = W/L = 1,1$  digunakan. Simulasi dilakukan untuk nilai  $KB = 0,1$  pada  $Re = 200$ . Ukuran langkah waktu diatur menjadi  $\Delta t^* = \Delta t U^\infty / L = 0,015$ , baik untuk penyelesaian fluida maupun struktural. Simulasi dilakukan hingga  $t^* = 60$ . Kriteria konvergensi untuk metode penalisasi berulang diatur dengan toleransi kesalahan  $\varepsilon = 0,05$ .



**Gambar 27.** Konfigurasi bendera terbalik 3D

Gambar 28 membandingkan riwayat waktu yang diukur melalui eksperimen [Kim et al. 2013] dengan yang dihitung menggunakan FSI yang dikembangkan, pada saat transisi dari modus LAF ke modus tertekuk. Dapat dilihat bahwa tren pergeseran maksimum pada ujung bebas pelat hasil simulasi numerik 3D sejalan dengan hasil eksperimen. Namun, terdapat perbedaan yang cukup mencolok pada riwayat defleksi ujung pelat, yaitu tidak teramatinya maksima dan minima lokal yang teramati pada hasil eksperimen pada setiap 0.5 T. Hal ini dapat disebabkan oleh penggunaan toleransi

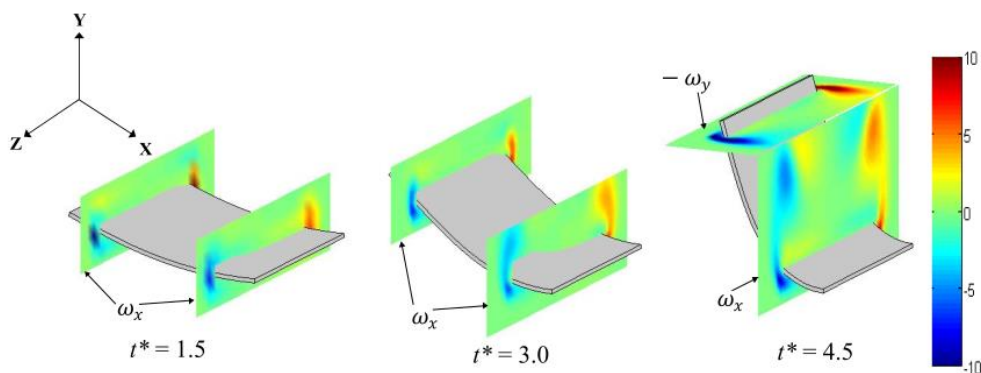
kesalahan  $\varepsilon = 0,05$  pada penerapan penalisasi berulang. Nilai ini tampaknya masih terlalu besar untuk menghasilkan gaya penalisasi yang akurat. Ini menjelaskan mengapa maksima lokal dan minima yang terjadi ketika bendera mencapai defleksi maksimum ke satu sisi, tidak teramati pada simulasi ini. Nilai  $\varepsilon$  dapat dikurangi untuk meningkatkan akurasi hasil, tetapi hal ini akan meningkatkan biaya komputasi secara signifikan, mengingat kasus ini adalah kasus simulasi 3D.



**Gambar 28.** Riwayat waktu pergeseran ujung depan bendera 3D hasil simulasi [Andria, N., 2023] dibandingkan dengan data eksperimen [Kim et al. 2013].

Hasil paling penting dari simulasi ini menunjukkan bahwa LAF dari sistem bendera terbalik masih terjadi pada  $KB = 0,1$ , lebih rendah daripada yang diperoleh dari simulasi FSI 2D, ataupun hasil numerik 2D dari literatur manapun. Ini tidak hanya mengonfirmasi pengamatan eksperimental [Kim et al. 2013] tetapi juga menunjukkan "efek 3D" pada dinamika *flapping* dari sistem bendera terbalik. Nilai yang lebih rendah dari  $KB$  untuk transisi dari modus LAF ke modus tertekuk, baik pada eksperimen [Kim et al. 2013] maupun dalam hasil numerik 3D ini terjadi karena hilangnya energi yang disebabkan oleh pembentukan pusaran samping pada tepi bendera, seperti yang ditunjukkan dengan jelas di Gambar 29. Pusaran samping ini mengurangi perbedaan tekanan antara permukaan atas dan bawah bendera, terutama di area yang dekat dengan tepi bendera. Ini jelas mengurangi gaya angkat (dan tarik) yang

bekerja pada bendera. Oleh karena itu, walaupun bendera masih melakukan *flapping*, bendera yang sangat fleksibel ini (nilai  $KB$  yang kecil) tidak sepenuhnya tertekuk ke satu sisi. Hasil ini juga menunjukkan bahwa bahwa simulasi numerik 2D masih berguna untuk mensimulasikan FSI dari masalah bendera terutama untuk model bendera dengan rasio aspek tinggi di mana kehilangan gaya akibat pusaran samping relatif kecil dibandingkan dengan gaya total yang bekerja pada bendera.



**Gambar 29.** Visualisasi pusaran samping direpresentasikan oleh irisan 2D dari vortisitas pada beberapa lokasi bendera [Andria, N., 2023].

Keberhasilan metode FSI yang dikembangkan, dalam melakukan simulasi interaksi fluida-struktur, yang tergolong sangat kompleks ini, menunjukkan pengembangan metode komputasional berbasis partikel, yang kami lakukan bertahun-tahun sudah mengalami kemajuan yang signifikan. Permasalahan ini, walaupun secara geometris sangat sederhana, sangat sulit untuk dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak komersial fluida maupun struktur yang ada saat ini. Studi lebih lanjut dapat dilakukan untuk mempelajari pengaruh berbagai parameter yang memengaruhi kestabilan dari sistem bendera terbalik ini. Studi parameter seperti ini tentunya sangat mahal apabila dilakukan secara eksperimental. Pemahaman fisis permasalahan bendera terbalik ini akan sangat membantu dalam pencarian suatu sistem pemanen energi (*energy harvesting*) baru yang berbasis angin, yang dapat menghasilkan listrik walaupun tidak terdapat angin yang cukup kencang (seperti di daerah perkotaan).

### 3.4 Rangkuman dan Pandangan ke Depan Penelitian bidang Mekanika Komputasional

Bab ini memaparkan pengembangan metodologi komputasional berbasis partikel untuk keperluan simulasi permasalahan mekanika fluida dan mekanika padatan. Telah diperlihatkan bagaimana pengembangan pemodelan yang kami lakukan telah berhasil meningkatkan kapabilitas dari metode-metode tersebut, sehingga dapat digunakan untuk melakukan pemodelan numerik dari suatu fenomena kompleks di bidang mekanika fluida atau padatan. Lebih jauh kami juga telah berhasil menggabungkan metode komputasional mekanika fluida dengan metode komputasional mekanika padatan yang dikembangkan untuk keperluan simulasi interaksi fluida-struktur yang cukup rumit. Simulasi FSI adalah salah satu contoh dari pemodelan multi-fisika (*multiphysics*) yang menggabungkan fenomena mekanika fluida dan mekanika padatan dalam kasus FSI, ke dalam satu pemodelan.

Ke depan, akan semakin banyak kebutuhan untuk melakukan simulasi multi-fisika. Untuk mengantisipasi kebutuhan ini, kami mulai melakukan kegiatan pengembangan metode komputasional berbasis partikel yang menggunakan metodologi *lattice Boltzmann* (LBM). Tidak seperti CFD dan CSM yang telah dibahas sebelumnya dan digunakan saat ini, LBM melakukan simulasi pada level mesoskopik, yang berada di antara level molekular dan level makroskopik (kontinum). Pada level mesoskopik, terdapat banyak kesamaan dari berbagai permasalahan fisika. Oleh karenanya LBM sangat cocok untuk digunakan untuk keperluan simulasi multi-fisika.

Persamaan *Boltzmann* adalah persamaan teori kinetik untuk mendapatkan suatu fungsi distribusi, yang merepresentasikan peluang dari molekul untuk berpindah dari satu posisi ke posisi lainnya. Dalam metode LBM, fungsi distribusi, yang sekarang merepresentasikan peluang dari partikel untuk berpindah dari satu *lattice* ke *lattice* lainnya, didapatkan dengan cara menyelesaikan persamaan *Boltzmann* secara numerik. Properti makroskopik didapatkan dengan menggunakan metode perhitungan mekanika statistik dari fungsi distribusi tersebut.

Seperti pada pengembangan metode VPM, metode LBM masih memerlukan banyak pengembangan dalam pemodelan agar dapat digunakan untuk keperluan simulasi aliran kompleks. Saat ini, kami telah berhasil

mengembangkan metode LBM untuk melakukan simulasi aliran fluida inkompresibel. Baru-baru ini, terdapat dua makalah kami yang terbit di jurnal *Physics of Fluids*, [Duong, D.V. et al., 2024<sup>a</sup>] dan [Duong, D.V. et al., 2024<sup>b</sup>], yang memperlihatkan kemampuan dari *solver* LBM yang kami kembangkan dalam melakukan simulasi beresolusi tinggi pada kasus aliran kompleks di sekitar benda jamak. Secara umum akurasi yang didapat kurang lebih sama dengan yang didapat dari penggunaan VPM. Namun, LBM ternyata jauh lebih efisien dalam melakukan perhitungan. Saat ini, LBM sedang dikembangkan lebih jauh agar mampu melakukan simulasi multi-fisika, seperti mekanika fluida, mekanika padatan, dan perpindahan panas secara bersamaan.

Pemodelan multi-fisika akan memberikan representasi yang lebih akurat dari suatu permasalahan riil. Kemampuan ini tentunya akan sangat membantu para insinyur dalam mengembangkan berbagai teknologi baru guna menghadapi berbagai tantangan di masa yang akan datang, termasuk tantangan dalam bidang dirgantara, energi terbarukan, dan pertahanan.

## 4 MEKANIKA FLUIDA BERBASIS DATA

### 4.1 Pemodelan Berbasis Data

Model pengganti atau *Surrogate Modeling* adalah suatu metode *machine learning* yang digunakan untuk memprediksi hubungan antara masukan-keluaran (*input-output*) dari suatu permasalahan rekayasa. Proses untuk mendapatkan hubungan masukan-keluaran dalam mekanika fluida relatif mahal, baik dengan menggunakan metode eksperimental maupun komputasional. Oleh karena itu, model pengganti yang dapat dievaluasi secara efisien menjadi alternatif yang sangat menarik bagi para insinyur. Pendekatan pemodelan pengganti yang ada secara umum dapat dikategorikan menjadi dua tipe: pemodelan *reduced order models* (ROM) berbasis proyeksi dan pemodelan berbasis *data-fit*.

Dalam ROM berbasis proyeksi, pemodelan dilakukan dengan cara mencari “basis tereduksi” yang didapatkan dari data dengan menggunakan *unsupervised machine learning*. Contoh dari pemodelan kategori ini adalah *proper orthogonal decomposition* (POD), yang banyak digunakan dalam bidang teknik. Model seutuhnya (*full-order model*) kemudian diproyeksikan ke subruang, yang direntang oleh “basis tereduksi” dengan derajat kebebasan yang lebih kecil secara signifikan, namun tetap mempertahankan karakteristik penting dari model aslinya.

Pemodelan pengganti tipe lainnya adalah dengan membangun model berbasis *data-fit*, di mana pemodelan dilakukan dengan menggunakan metode *supervised machine learning*. *Gaussian process regression* (GPR) yang sudah dibahas di Bab 2 adalah salah satu pemodelan tipe ini. Metode lain yang banyak digunakan adalah *Polynomial Chaos Expansion* (PCE). Pemodelan ini sudah cukup banyak digunakan oleh para peneliti di bidang mekanika fluida. Namun demikian, pemodelan ini masih sulit digunakan untuk menyelesaikan permasalahan mekanika fluida berdimensi tinggi dengan tingkat non-linearitas yang juga tinggi.

Pemodelan pengganti berbasis *data-fit* yang cocok untuk digunakan pada kasus berdimensi tinggi yang non-linier, seperti dalam pemodelan medan aliran, adalah metode *Deep Learning* (DL). DL sudah sangat berhasil digunakan di bidang lain seperti bidang *computer-vision*. Satu hal yang membedakan

antara permasalahan di bidang seperti *computer vision* dengan permasalahan bidang mekanika fluida adalah sedikitnya ketersediaan mahadata (*big data*) berlabel untuk kasus fluida. Data berlabel dengan jumlah yang banyak diperlukan dalam proses pembelajaran DL, untuk mendapatkan model pengganti yang baik.

Pemanfaatan DL dalam bidang mekanika fluida, juga perlu dimodifikasi agar dapat mengekstrak mekanisme fisika yang terdapat dalam pemodelan. Hal ini tentunya agak berbeda dengan pemanfaatan DL dalam kasus “pengenalan citra”, di mana DL hanya dibutuhkan sebagai “kotak hitam” yang melakukan klasifikasi. Oleh karena itu, tantangan dalam pengembangan DL untuk keperluan mekanika fluida adalah bagaimana mengembangkan metode DL yang mampu menghasilkan model pengganti yang akurat dan mempunyai fitur penjelasan (*explainable DL*), hanya dengan data yang relatif lebih sedikit namun lebih terpilih.

Beberapa tahun terakhir, penulis beserta tim peneliti FTMD melakukan beberapa penelitian di bidang pemodelan medan aliran fluida berbasis data dengan menggunakan *machine learning*. Pemodelan yang diharapkan dari penelitian ini adalah pemodelan medan aliran, yaitu prediksi harga properti (seperti  $p, T, \mathbf{v}$ ) di setiap titik dalam domain aliran tertentu. Sebagaimana telah disampaikan sebelumnya, DL adalah tipe algoritma *machine learning* yang memiliki kemampuan untuk memodelkan kasus dengan tingkat non-linearitas serta dimensi yang tinggi. Oleh karenanya, algoritma DL kami kembangkan agar dapat menghasilkan pemodelan medan aliran yang akurat, disertai penjelasan keterkaitan antara masukan-keluaran dari model yang dihasilkan. Salah satu algoritma *explainable deep learning* yang kami usulkan dipaparkan dalam makalah [Palar et al., 2023<sup>c</sup>]. Pada makalah kami lainnya, [Putra et al., 2022], DL digunakan untuk memprediksi medan aliran, yang bahkan dilakukan tanpa menggunakan data melainkan dengan menggunakan persamaan Navier-Stokes, yang diselesaikan dengan menggunakan metode *Physics Informed Neural Network* (PINN).

Sub-bagian di bawah ini adalah salah satu contoh pemanfaatan mekanika fluida berbasis data menggunakan *explainable DL* yang dikembangkan. Pada penelitian ini, *explainable DL* dimanfaatkan untuk melakukan pemodelan turbulensi. Kemudian dari pemodelan ini kami dapat mengekstrak informasi terkait variabel-variabel baru yang belum pernah diprediksikan sebelumnya



dan ternyata cukup signifikan memengaruhi pemodelan. Studi kasus ini memberikan ilustrasi seberapa besar peran *machine learning* pada mekanika fluida di masa yang akan datang.

## 4.2 Metodologi Pemodelan Turbulensi Menggunakan *Explainable Feed-Forward Neural Network*

Aliran turbulen adalah aliran tak-tunak di mana terdapat fluktuasi yang acak pada harga properti fluida di setiap titik dalam aliran. Fluktuasi tak beraturan ini disebabkan oleh adanya apa yang disebut dengan *turbulent eddy* pada setiap aliran turbulen, dengan beragam ukuran dari yang berukuran sangat kecil hingga seukuran dengan benda yang dipelajari. *Turbulent eddy* adalah vorteks-vorteks dengan beragam ukuran yang menginduksi fluktuasi acak pada suatu titik dalam aliran. Oleh karena itu, aliran turbulen merupakan sebuah contoh dari aliran tak-tunak yang didominasi oleh vorteks. Simulasi aliran turbulen dengan menggunakan metode *Direct Numerical Simulation* (DNS), yang menyelesaikan persamaan NS dengan resolusi yang sangat tinggi, sangatlah mahal karena harus mampu menangkap seluruh *turbulent eddy* agar memenuhi prinsip kekekalan energi, termasuk *turbulent eddy* ukuran terkecil. Hal ini meningkatkan secara signifikan jumlah kisi atau partikel yang diperlukan dalam suatu simulasi DNS aliran turbulen.

Berbeda dengan DNS yang merupakan *gold standard* dalam simulasi aliran fluida, *Reynolds Averaged Navier Stokes* (RANS) memodelkan semua efek turbulen melalui suatu pemodelan turbulensi. Pemodelan turbulensi (*turbulence modeling*) yang tepat diperlukan agar diperoleh solusi aliran turbulen yang akurat. Hal ini menjadi sangat penting karena RANS adalah jenis simulasi yang saat ini populer digunakan oleh para insinyur di industri dalam melakukan perhitungan aliran fluida. Model turbulensi konvensional yang saat ini digunakan masih memiliki banyak permasalahan yang memerlukan perbaikan. Penelitian ini diarahkan untuk memanfaatkan metode DL dalam mencari model turbulensi yang lebih baik.

Pemodelan turbulensi itu sendiri adalah hubungan fungsional antara tegangan Reynolds (*Reynolds stresses*),  $\tau$ , dengan variabel fluida lainnya seperti gradien kecepatan, gradien tekanan dll.  $\tau$  adalah sebuah tensor orde 2 yang didefinisikan sebagai

$$\tau = \langle u'_i u'_j \rangle = \begin{bmatrix} \langle u'_1 u'_1 \rangle & \langle u'_1 u'_2 \rangle & \langle u'_1 u'_3 \rangle \\ \langle u'_1 u'_2 \rangle & \langle u'_2 u'_2 \rangle & \langle u'_3 u'_2 \rangle \\ \langle u'_1 u'_3 \rangle & \langle u'_2 u'_3 \rangle & \langle u'_3 u'_3 \rangle \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

di mana  $u'_i$  adalah fluktuasi kecepatan akibat adanya turbulensi. Sementara itu,  $\langle . \rangle$  adalah simbol yang digunakan untuk menandakan nilai rata-rata.

Model DL yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *Feed-Forward Neural Network* (FFNN). Model ini adalah yang paling sederhana dan mendasar dalam arsitektur *Neural Network* (NN). Kesederhanaan arsitektur ini menawarkan kemudahan dalam menelusuri dan memahami cara kerja internal model. Dalam model FFNN, data RANS dimasukkan ke dalam NN sebagai fitur masukan, dan arsitektur NN dirancang untuk mempelajari dan memprediksi hubungan kompleks antara data masukan RANS (properti aliran) dengan tensor tegangan Reynolds yang sesuai. Dengan memanfaatkan pendekatan ini, model FFNN diharapkan dapat menangkap pola dan ketergantungan antar variabel yang terdapat dalam data, sehingga dapat digunakan untuk keperluan prediksi pemodelan turbulensi yang akurat.

Dalam penelitian ini, kami secara khusus membangun model turbulensi berbasis *neural network* yang disesuaikan untuk keperluan pemodelan aliran turbulen di dalam sebuah saluran persegi. Arsitektur FFNN dikembangkan dirancang untuk meminimalkan kesalahan antara keluaran sebenarnya ( $y$ ) dengan keluaran model ( $f(w; b; z)$ ). Model kami menggunakan rata-rata kesalahan kuadrat sebagai fungsi kerugian (fungsi yang akan diminimalkan dalam perhitungan untuk mendapatkan solusi). Tujuannya adalah menemukan bobot optimal ( $w$ ) dan bias ( $b$ ) untuk fitur masukan tertentu ( $z$ ), yang meminimalkan fungsi kerugian berikut.

$$L = \|y - (f(w; b; z))\|^2 \quad (4.2)$$

$$w^*; b^* = \min_{w; b} \|y - (f(w; b; z))\|^2 \quad (4.3)$$

Kami menggunakan data DNS sebagai solusi fidelitas tinggi (*high fidelity*). Perbedaan antara keluaran model NN dan solusi fidelitas tinggi dihitung dan ditetapkan sebagai fungsi kerugian. Fungsi kerugian diminimalkan menggunakan ADAM *optimizer*. ADAM adalah varian dari metode *stochastic*

*gradient descent* yang banyak digunakan pada pemodelan DL karena efisiensinya yang luar biasa.

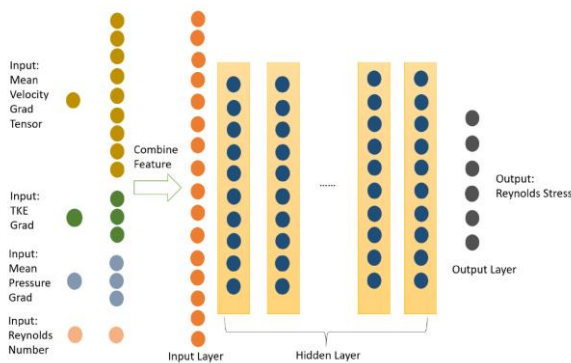
Pemilihan variabel masukan (*input variable*) merupakan hal mendasar dalam mengembangkan suatu pemodelan turbulensi. Dalam membangun model turbulensi berbasis FFNN, kami memilih beberapa masukan standar yang biasa digunakan dalam pemodelan turbulensi. *Input* utama adalah tensor gradien kecepatan rata-rata ( $\nabla U$ ) sebagai masukan utama untuk FFNN. Selanjutnya, Gradien energi kinetik turbulen ( $\nabla k$ ) juga dimasukkan ke dalam pemodelan karena menggambarkan perpindahan energi selama berlangsungnya energi proses kaskade.

Hal yang membedakan antara pemodelan turbulensi yang kami perkenalkan dengan pemodelan turbulensi standar adalah masuknya variabel gradien tekanan rata-rata ( $\nabla p$ ) dan bilangan Reynolds ( $Re$ ) ke dalam model. Argumen untuk memasukkan gradien tekanan adalah karena gradien tekanan memainkan peran penting dalam fenomena fisik dan variabel ini muncul dalam persamaan atur aliran. Sedangkan  $Re$  kami sertakan karena bilangan ini memainkan peran penting dalam karakterisasi aliran turbulen. Model turbulensi konvensional biasanya tidak memasukkan kedua variabel terakhir. Oleh karena itu, masuknya gradien tekanan dan bilangan Reynolds dalam model kami menjadi sesuatu yang menarik untuk dikaji. Khususnya dalam konteks bagaimana variabel-variabel ini meningkatkan akurasi prediksi model turbulensi. Skematis dari arsitektur pemodelan turbulensi berbasis FFNN yang kami perkenalkan diperlihatkan pada Gambar 30. Dengan demikian, model lengkap yang kami perkenalkan menggunakan empat properti dari data RANS: gradien kecepatan rata-rata, energi kinetik turbulen gradien, gradien tekanan rata-rata dan bilangan Reynolds,

$$\tau = f(\nabla U, \nabla k, \nabla p, Re) \quad (4.4)$$

Dikarenakan karakteristik “kotak-hitam” dalam metode DL, penggunaan FFNN dalam mekanika fluida, yang selalu memerlukan penjelasan fisis, perlu dilengkapi dengan fitur yang memberikan penjelasan (*explainability*). Fitur penjelasan dapat berupa informasi tentang seberapa penting nilai suatu variabel masukan memengaruhi keluaran. Misalnya, pada penelitian ini fitur penjelasan dapat menjelaskan seberapa besar pengaruh dari setiap variabel *input* ( $\nabla U, \nabla k, \nabla p, Re$ ) terhadap nilai tegangan Reynolds ( $\tau$ ).

SHAPley Additive Explanations (SHAP) adalah pendekatan dari *game theory* untuk menjelaskan prediksi model *machine learning* berdasarkan nilai SHAPley [Lunberg et al., 2017]. Dalam metode SHAP, nilai SHAPley mewakili seberapa besar nilai dari satu variabel memengaruhi prediksi yang dibuat oleh model. SHAP adalah metode yang ditambahkan ke model FFNN kami, untuk melengkapi pemodelan turbulensi berbasis FFNN dengan fitur penjelasan.



**Gambar 30.** Arsitektur pemodelan turbulensi berbasis FFNN.

Dalam suatu NN, keluaran dapat direpresentasikan sebagai penjumlahan/superposisi kontribusi dari masing-masing fitur masukan sebagai berikut.

$$y = \phi_0 + \sum_{i=1}^n \phi_i \quad (4.5)$$

di mana  $\phi_i$  menunjukkan kontribusi fitur masukan  $z_i$  dan  $n$  adalah jumlah fitur masukan. Nilai SHAPley ke nol (yaitu,  $\phi_0$  diambil sebagai nilai referensi, ditetapkan sebagai nilai prediksi pada rata-rata variabel masukan). Nilai SHAPley dapat dipahami sebagai cara yang adil untuk membagi nilai permainan di antara para pemain. Sedangkan dalam pengertian DL, pemahaman ini bergeser menjadi pembagian model prediksi di antara berbagai fitur masukan. Nilai SHAPley dihitung sebagai berikut.

$$\phi_i = \sum_{C \subseteq P \setminus \{i\}} \frac{|C|! (|P| - |C| - 1)!}{|P|} [f_{C \cup \{i\}}(x_{C \cup \{i\}}) - f_C(x_C)] \quad (4.6)$$

di mana  $P$  adalah himpunan semua fitur masukan dan  $C$  menunjukkan koalisi. SHAP menghitung kontribusi marjinal yang diharapkan untuk meningkatkan

nilai koalisi karena bergabungnya seorang pemain dengan koalisi. Nilai SHAPley untuk pemain  $i$  diartikan sebagai rata-rata kontribusi marginal pemain  $i$  terhadap semua kemungkinan koalisi  $C$  yang dapat dibentuk tanpanya. Informasi penting dari SHAP adalah wawasan tentang pentingnya suatu fitur masukan melalui perhitungan rata-rata nilai SHAP yang ditentukan sebagai berikut.

$$|\phi_i| = \frac{1}{n_d} \sum_{j=1}^{n_d} \phi_i^{(j)} \quad (4.7)$$

di mana  $n_d$  adalah ukuran data dan  $\phi_i^{(j)}$  adalah nilai SHAP yang bersesuaian dengan variabel ke- $i$  pada data ke- $j$ .

Dalam konteks pemodelan turbulensi berbasis FFNN, SHAP dapat memberikan penjelasan tentang seberapa penting masing-masing parameter masukan dalam suatu prediksi model FFNN. Selain itu, SHAP juga memberikan informasi untuk memahami variabel mana yang sebenarnya memainkan peranan kunci dalam pemodelan aliran turbulen. Informasi ini tentunya dapat dimanfaatkan oleh para peneliti untuk melakukan penyempurnaan model. Dengan kata lain, informasi ini dapat digunakan untuk menentukan prioritas parameter untuk meningkatkan akurasi pemodelan turbulensi. Penjelasan lebih jauh tentang pemodelan turbulensi berbasis FFNN dengan SHAP dapat ditemukan pada referensi [Alhafiz, M.R., 2023].

### 4.3 Pemodelan Turbulensi berbasis FFNN untuk Aliran dalam Saluran

Pada Sub-bagian ini, akan ditampilkan hasil pemodelan turbulensi berbasis FFNN untuk kasus aliran di dalam saluran persegi dengan  $Re = 2600$ . Untuk pemodelan ini, kami menggunakan dataset yang dikompilasi pada [McConkey et al., 2021]. Untuk memperlihatkan performa dari model kami, hasil pemodelan berbasis FFNN dibandingkan dengan hasil simulasi RANS menggunakan model konvensional  $K-\omega$  dan juga satu model berbasis DL lainnya, yaitu *Tensor Basis Neural Network* (TBNN). Tingkat akurasi diakses dengan mengukur galat RMSE (*Root Mean Square Error*), yang dihitung menggunakan persamaan berikut.

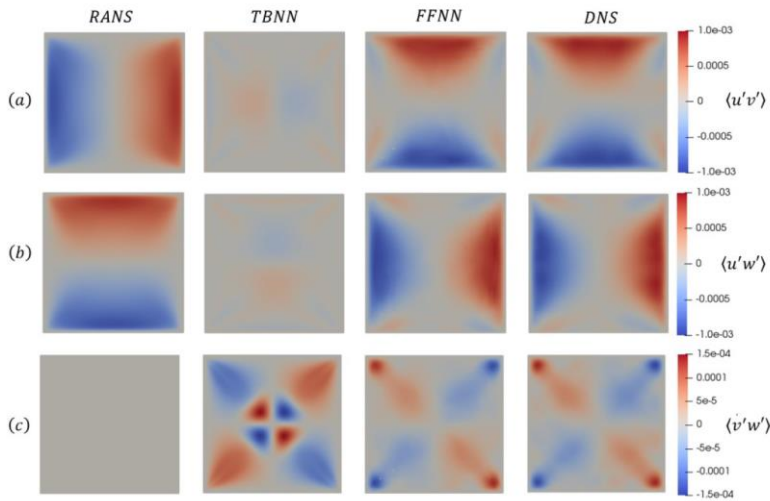
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i^{DNS} - Y_i^{model})^2} \quad (4.8)$$

di mana  $Y_i$  adalah properti yang akan ditinjau galatnya.

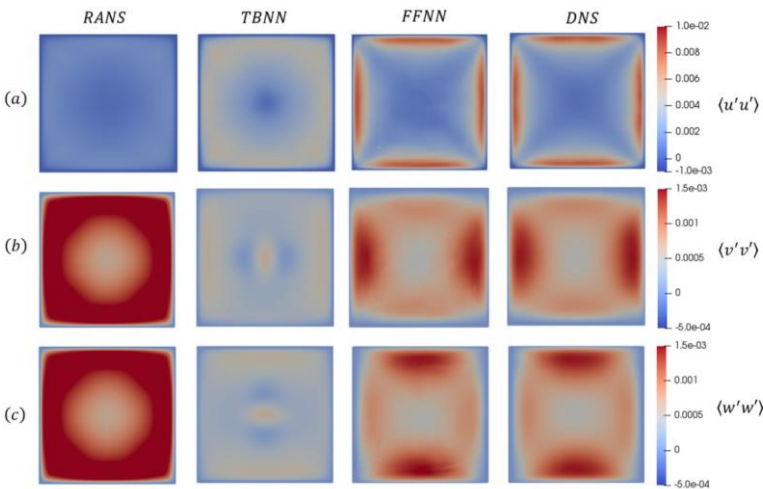
Perbandingan akurasi, antara model turbulensi konvensional  $K-\omega$ , TBNN, dan model yang kami perkenalkan (FFNN), memperlihatkan bahwa model FFNN memiliki akurasi yang tertinggi di antara ketiga model yang dibandingkan dengan RMSE sebesar 0.00015. Model berbasis DL lainnya, TBNN memiliki nilai RMSE sebesar 0.0079. Sedangkan model konvensional  $K-\omega$  memiliki RMSE sebesar 0.00132. Dengan kata lain, pemodelan turbulensi berbasis FFNN yang kami perkenalkan, untuk kasus aliran di dalam saluran persegi, memberikan perbaikan akurasi sebesar 89% dari pemodelan konvensional yang lazim dilakukan saat ini.

Gambar 31 dan 32 adalah prediksi medan tegangan Reynolds, untuk kasus aliran dalam saluran persegi dengan  $Re=2600$ , yang dihitung berdasarkan masing-masing model. Secara umum, pemodelan berbasis FFNN yang kami usulkan berhasil memberikan prediksi tegangan Reynolds yang jauh lebih baik dibandingkan dengan model konvensional  $k-\omega$  dan model TBNN. Prediksi tegangan Reynolds menggunakan FFNN, untuk kasus ini, sudah sangat mendekati hasil DNS yang merupakan simulasi aliran fluida yang paling “mahal”. Hasil ini juga menunjukkan bahwa model  $k-\omega$ , yang lazim digunakan untuk perhitungan aliran turbulen saat ini, memiliki kinerja yang kurang memadai dalam menghasilkan Reynolds yang akurat.

Dalam pekerjaan ini, kami mencoba menyelidiki pengaruh dan mengukur pentingnya setiap fitur masukan dengan menggunakan SHAP. Analisis ini membantu membuka peran penting dari setiap variabel masukan, yang mungkin tersembunyi dalam kotak-hitam model FFNN. Gambar 33 adalah ringkasan dari analisis SHAP dari model turbulensi berbasis FFNN untuk kasus aliran dalam saluran persegi.



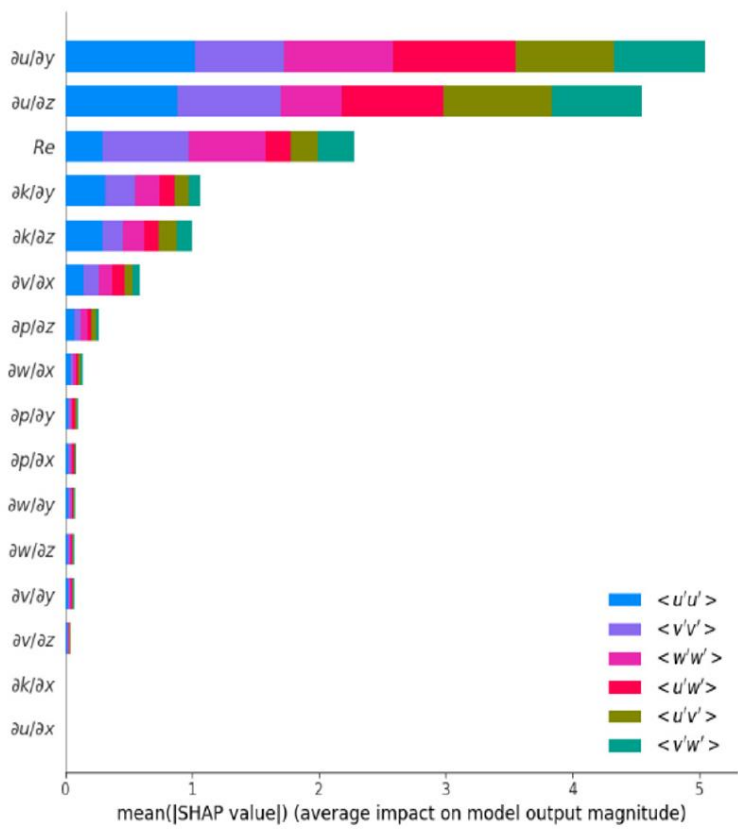
**Gambar 31.** Komponen *off-diagonal* tegangan Reynolds yang didapat menggunakan FFNN, TBNN, RANS, dan DNS [Alhafiz,M.R., 2023].



**Gambar 32.** Komponen *diagonal* dari tegangan Reynolds yang didapat menggunakan FFNN, TBNN, RANS, dan DNS [Alhafiz,M.R., 2023].

Grafik SHAP (ditunjukkan pada Gambar 33) memberikan urutan variabel paling signifikan dalam model, yang diurutkan berdasarkan nilai SHAP absolut rata-rata. Plot ringkasan SHAP menunjukkan bahwa gradien kecepatan rata-rata adalah variabel paling penting yang memengaruhi akurasi model

turbulensi berbasis FFNN, dengan dua komponen gradien kecepatan rata-rata (yaitu,  $\partial u/\partial y$  dan  $\partial u/\partial z$ ) berada di puncak grafik SHAP.



**Gambar 33.** Ringkasan SHAP untuk aliran di dalam saluran persegi. SHAP diambil dari model FFNN [Alhafiz,M.R., 2023].

Hal ini tidak terlalu mengejutkan karena sesuai dengan pemodelan turbulensi klasik seperti *Linear Eddy Viscosity Model* (LEVM). Selanjutnya, Bilangan Reynolds, mengikuti kedua komponen gradien kecepatan rata-rata, sebagai variabel paling krusial ketiga berdasarkan nilai *mean absolute* SHAP. Setelah itu, baru dua komponen gradien energi kinetik turbulen (yaitu,  $\partial k/\partial y$  dan  $\partial k/\partial z$ ) yang diikuti oleh gradien tekanan dan gradien kecepatan dan energi kinetik lainnya. Hasil ini cukup mengejutkan karena Re tidak pernah secara eksplisit dimasukkan sebagai variabel dalam suatu model turbulensi. Hasil ini menyarankan untuk menyertakan bilangan Reynolds ke dalam pemodelan turbulensi guna meningkatkan akurasi pemodelan. Kesimpulan ini



menunjukkan kemampuan SHAP dalam mengekstrak informasi yang selalu tersembunyi dalam sebuah model NN.

#### **4.4 Rangkuman dan Pandangan ke Depan Penelitian bidang Mekanika Fluida berbasis Data**

Bab ini memaparkan pengembangan metodologi pemodelan medan aliran fluida, dengan cara pengolahan data yang memanfaatkan algoritma *deep learning*. Selain itu, telah dipaparkan pula penggunaan SHAP untuk mengekstrak informasi tentang keterkaitan antara masukan-keluaran dari hasil pemodelan menggunakan DL. DL yang dilengkapi dengan analisis SHAP telah menjadikan metodologi yang dikembangkan memiliki fitur penjelasan (*explainability*), yang sangat diperlukan dalam bidang mekanika fluida. Keberhasilan metodologi *explainable feed-forward neural network (explainable FFNN)* yang dikembangkan telah ditunjukkan melalui pemanfaatannya untuk pemodelan turbulensi pada kasus aliran turbulen dalam saluran berbentuk kotak. Namun demikian, masih terdapat banyak kekurangan dalam pemodelan dengan menggunakan FFNN. Salah satunya adalah FFNN tidak dapat digunakan untuk memprediksi medan aliran tak-tunak, di mana harga properti di setiap lokasi mengalami perubahan seiring dengan perubahan waktu, seperti aliran-aliran yang dibahas dalam Bab 2 dan 3 pada buku ini.

Saat ini beberapa peneliti sedang mengembangkan metode *explainable deep learning* alternatif yang cukup menjanjikan, yaitu *Fourier Network Operator (FNO)* [Li, Z. et al., 2021]; [Bhattacharya et al., 2020]. Berbeda dengan metode DL biasa yang menghasilkan hubungan/pemetaan antara masukan-keluaran pada ruang berdimensi terbatas, *neural operator* melakukan pemetaan antar masukan-keluaran pada ruang fungsi. Dengan demikian, proses pembelajaran (*learning*) dilakukan di dalam keseluruhan ruang solusi. Hal ini berbeda dengan metode DL konvensional yang memberikan pemodelan hanya untuk satu permasalahan spesifik saja. Dengan karakteristik ini, FNO dapat digunakan untuk keperluan pemodelan medan aliran tak-tunak, seperti yang telah dibahas pada bab-bab sebelumnya.

Baru-baru ini, FNO telah kami coba gunakan untuk memprediksi aliran tak-tunak dari suatu proses penyebaran asap, dengan hasil sementara yang sangat menjanjikan. Metode ini akan kami kembangkan lebih lanjut agar dapat digunakan untuk keperluan pemodelan medan aliran tak-tunak yang

kompleks. Ke depan, penggunaan *machine learning* untuk keperluan analisis aliran fluida diprediksi akan mengalami peningkatan yang sangat signifikan. Selain akan mengurangi jumlah data eksperimen dan/atau simulasi numerik yang diperlukan dalam menyelesaikan suatu permasalahan aliran (yang relatif mahal), pemodelan dengan menggunakan *machine learning* juga akan mengurangi peran pemodelan dengan fidelitas rendah yang rutin digunakan oleh para insinyur dalam melakukan perancangan rekayasa saat ini. Dengan demikian, ke depan pemodelan aliran fluida kompleks dapat dilakukan dengan cepat, akurat, dan dengan biaya yang relatif murah.

## 5 PENUTUP

Tulisan ini berisi rangkuman kegiatan penelitian yang dilakukan penulis semenjak bergabung menjadi dosen ITB hingga sekarang. Secara umum, kegiatan penelitian diarahkan untuk mempelajari dinamika aliran kompleks di sekitar benda. Lebih spesifiknya, penelitian difokuskan untuk memahami fenomena aliran fluida tak-tunak yang didominasi oleh pembangkitan dan interaksi vorteks. Kasus ini adalah kasus generik yang dapat memodelkan beberapa fenomena yang ditemui di alam semesta. Salah satu contohnya adalah kepakan sayap burung atau serangga. Contoh lainnya adalah gerakan dari dedaunan yang bergetar apabila terhembus angin. Pemahaman fenomena aliran yang terinspirasi dari alam ini berpotensi untuk dimanfaatkan dalam pengembangan teknologi masa depan yang lebih maju dan ramah lingkungan, seperti sistem propulsi wahana robot terbang ataupun sistem pemanen energi dari angin.

Pemahaman tentang aliran fluida kompleks, seperti yang dicontohkan di atas, memerlukan berbagai pengembangan metodologi analisis aliran. Penulis telah mengembangkan metode eksperimental berbasis GPR, beberapa metode komputasi berbasis partikel, dan juga metodologi analisis aliran berbasis data, yang semuanya dikembangkan khusus untuk keperluan analisis aliran kompleks. Beberapa pengembangan metodologi yang telah dilakukan dipaparkan dalam tulisan ini; sisanya dapat dijumpai dalam makalah-makalah kami yang telah terbit di berbagai jurnal maupun prosiding konferensi internasional. Secara umum telah ditunjukkan bahwa berbagai metodologi yang dikembangkan berhasil digunakan untuk berbagai keperluan analisis aliran kompleks.

Masa depan penelitian di bidang mekanika fluida akan menghadapi kemajuan dan inovasi yang signifikan. Dengan pengembangan berkelanjutan, metode komputasi CFD dan komputer berkinerja tinggi, metode berbasis partikel, seperti yang kami kembangkan, akan dapat mensimulasikan dan menganalisis aliran fluida kompleks yang dihasilkan oleh benda dengan geometri yang lebih rumit, seperti yang dijumpai di dunia nyata, dengan tingkat akurasi dan efisiensi yang lebih baik. Pada tahap ini, metode komputasi berbasis partikel ini akan menjadi lebih populer dibandingkan dengan metode berbasis kisi yang mayoritas digunakan sekarang. Hal ini karena penggunaan

metode berbasis partikel tidak memerlukan proses pembuatan kisi-kisi yang memakan waktu lama dan membutuhkan keahlian khusus.

Lebih jauh, buku ini menunjukkan bahwa pemanfaatan *machine learning* dalam mekanika fluida memberikan hasil yang sangat menjanjikan, baik penggunaan dalam metode analisis eksperimental maupun metode analisis berbasis data. Ke depan, peran teknologi ini akan menjadi sangat besar. Para insinyur akan menggunakan metodologi optimasi berbasis *machine learning* untuk mendapatkan hasil rancangan yang inovatif. *Explainable machine learning*, akan membantu para ilmuwan dalam mencari hubungan masukan-keluaran dari suatu permasalahan yang saat ini tidak mungkin dimodelkan. Selain itu, *explainable machine learning* mampu menjelaskan peran masing-masing variabel masukan terhadap masing-masing keluaran. Tentunya kemampuan untuk memahami hubungan rumit ini akan mendorong kemajuan yang signifikan dalam bidang mekanika fluida.

Peningkatan fokus pada aspek keberlanjutan (*sustainability*) dan efisiensi energi akan mendorong penelitian di bidang mekanika fluida untuk mengembangkan solusi yang lebih ramah lingkungan. Hal ini mencakup perancangan sistem propulsi yang lebih efisien untuk kendaraan, pesawat terbang, dan kapal laut; serta teknologi memanen angin yang baru dan teknologi energi terbarukan lainnya. Dengan mengaplikasikan pengetahuan tentang aliran fluida kompleks dalam pengembangan teknologi inovatif yang memperhatikan aspek keberlanjutan, para peneliti mekanika fluida akan memainkan peran penting dalam membentuk masa depan yang lebih berkelanjutan bagi planet kita.

## 6 UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji dan syukur saya panjatkan ke hadirat Allah Swt. atas segala nikmat dan rahmat-Nya yang telah dikaruniakan kepada saya hingga diberi amanah jabatan Guru Besar dalam bidang Ilmu Aerodinamika di Institut Teknologi Bandung.

Ucapan terima kasih disampaikan pada Pimpinan ITB, Senat Akademik ITB, Pimpinan dan segenap anggota Forum Guru Besar ITB, serta Civitas Akademika ITB atas dukungannya sehingga penulis mendapat amanah jabatan guru besar, melaksanakan orasi ilmiah, dan menerbitkan buku ini.

Terima kasih pada pimpinan FTMD, Prof. Tatacipta Dirgantara dan Dr. Hermawan Judawisastra atas dukungan yang luar biasa sehingga jabatan akademik guru besar dapat dicapai. Terima kasih juga disampaikan kepada Senat FTMD atas dukungannya.

Terima kasih kepada para guru besar pemberi rekomendasi, Prof. Harijono Djojodihardjo, Prof. Priyono Sutikno, Prof. Hari Muhammad, Prof. Indra Djati Sidi, Prof. Shinnosuke Obi (Keio University). Terima kasih kepada Prof. Leonardo Gunawan atas bantuannya dalam menyunting buku ini.

Terima kasih kepada rekan-rekan yang telah banyak berinteraksi dan berkolaborasi dalam berbagai kegiatan penelitian dan pembimbingan mahasiswa pascasarjana: Dr. Pramudita Satria Palar, Dr. Yohannes Bimo Dwianto, Luqman Fathurrohim, Dr. Eky Febrianto (*Glasgow University*), Dr. Duong Viet Dung (*Vietnam National University*), Dr. Nguyen Van Luc (*Ton Duc Thang University*), Prof. Ichsan Setya Putra, Prof. Hari Muhammad, Prof. Tatacipta Dirgantara, Prof. Koji Shimoyama (*Kyushu University*), Prof. Joseph Morlier (*ISAE-SUPAERO*), dan Dr. Rhea P. Liem (*Hong Kong University of Science and Technology*). Terima kasih juga saya sampaikan kepada seluruh alumni mahasiswa bimbingan yang telah menjadi mitra dalam berkarya selama ini.

Terima kasih juga kepada seluruh staf FTMD yang tidak dapat disebutkan satu per satu untuk kerja sama dan interaksi yang baik dalam berbagai kegiatan tri dharma. Juga kepada tenaga kependidikan FTMD yang mendukung proses administrasi dalam berbagai kegiatan.

Secara khusus saya sampaikan ucapan terima kasih kepada kedua orang tua tercinta: Prof. Zuhail (Alm.) dan ibu Syahlina Zuhail yang telah

membesarkan, mendidik, memberikan inspirasi, dan selalu mendoakan saya. Terima kasih juga kepada adik-adik, keponakan, om, dan tante yang telah memberikan dukungan, perhatian, serta doa.

Terima kasih kepada bapak-ibu mertua: Prof. Nurul Akbar dan ibu Sulmawaty, serta adik-adik ipar dan keponakan atas kepercayaan, perhatian, dan doa yang telah diberikan.

Ucapan terima kasih yang tak terhingga saya sampaikan kepada istri tercinta, dr. Femmylia Nurul Akbar, Sp.PD-KGEH., serta anak-anak terkasih, Zharfan Azryan Zuhail dan Hagia Rania Zuhail, yang selalu setia menemani dan memberikan dukungan penuh selama ini, sehingga menjadi sumber kekuatan dan inspirasi bagi saya.

Ucapan terima kasih dan penghargaan disampaikan kepada semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu namun telah memberikan kontribusi berarti dalam perjalanan ini. Semoga Allah Swt. memberikan balasan yang berlipat ganda atas berbagai kebaikan yang telah diberikan. Amin ya robbal'alamiin.

# DAFTAR PUSTAKA

- Alhafiz, M. R. (2023): Development of machine learning-based turbulence model with explainability technique, *Program Studi Magister Teknik Dirgantara*, FTMD ITB
- Andria, N. (2023): Multiresolution remeshed-vortex particle method for fluid-structure interaction simulations of thin flexible structures, *Program Studi Doktor Teknik Dirgantara*, FTMD ITB
- Kaushik Bhattacharya, Nikola B. Kovachki, and Andrew M. Stuart. (2020): Model reduction and neural networks for parametric pde(s). *preprint*
- Daniella, D. (2015): Experimental optimization of 2-d flapping plate kinematics using global surrogate-assisted genetic algorithm with kriging, *Program Studi Magister Teknik Dirgantara*, FTMD ITB
- Dickinson, M. H., Lehmann, F., Sane, S. P. (1999): Wing rotation and the aerodynamic basis of insect flight, *Science* 284, 1954-1960
- Duong, V. D., Zuhail, L. R., Muhammad, H. (2021): Fluid-structure Coupling in Time Domain for Dynamic Stall using Purely Lagrangian Vortex Method, *CEAS Aeronautical Journal*, 12(2)
- Duong, V.D., Zuhail, L. R. (2022): Vortex particle method with iterative Brinkman penalization for simulation of flow past sharp-shape bodies. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 14
- Duong, D. V., Luc, N. V., Tien, N. V., Palar, S. P., Zuhail, L. R., Tuan, L. A., Lin, J. K., Wang, W. C. (2024): Near-Moving-Wall Flows Past Three Tandem Elliptical Cylinders at Low Reynolds Number of 150, *Physics of Fluids*, 36(1)
- Ellington, C. P. (1984): The aerodynamics of hovering insect flight I. the quasi-steady analysis, *Philos. T. Roy. Soc. B*, 305, 1-15.
- Fathurrohman, L., Zuhail, L.R., Palar, P. S., Dwianto, Y. B. (2022): Maximizing the thrust performance of flexible caudal fin panels via experimental optimization, *Ocean Engineering*, 266, 11296
- Firdaus, A., Luc, N. V., Zuhail, L. R. (2023): Investigation of the flow around two tandem rotated square cylinders using the least square moving particle semi-implicit based on vortex particle method, *Physics of Fluids*, 35(2)
- Janes, M., Fuel Efficiency (2002): We've Comen a Long Way, *Aviation Operational Measures for Fuel and Emissions Reduction Workshop*. Ottawa, CANADA

- Kim, D., Cossé, J., Huertas Cerdeira, C., and Gharib, M. (2013): Flapping dynamics of an inverted flag, *Journal of Fluid Mechanics*, 736
- Kurtulus DF. (2015): On the unsteady behavior of the flow around naca 0012 airfoil with steady external conditions at re=1000. *Int J Micro Air Vehicles*, 7
- Lundberg, S., Lee, S.-I. (2017): A unified approach to interpreting model predictions, *arXiv:1705.07874*
- McConkey, R., Yee, E., Lien, F. S. (2021): A curated dataset for data-driven turbulence modelling, *Scientific Data*
- Palar, P. S., Zuhail, L. R. (2014): Flow field around asymmetric flapping flat plate optimized using micro genetic algorithm, *Proceedings of the 52<sup>nd</sup> AIAA Aerospace Sciences Meeting, AIAA Science and Technology Forum and Exposition (SciTech)*
- Palar, P. S., Zuhail, L. R., Shimoyama, K. (2020): Gaussian Process Surrogate Model with Composite Kernel Learning for Engineering Design, *AIAA Journal*, Vol. 58(4), pp 1864–1880
- Palar, P. S., Zuhail, L. R., Shimoyama, K. (2023<sup>a</sup>): Global Sensitivity Analysis in Aerodynamic Design using Shapley Effects and Polynomial Chaos Regression, *IEEE Access*, 11
- Palar, P. S., Zuhail, L. R., Shimoyama, K. (2023<sup>b</sup>): Enhancing the explainability of regression-based polynomial chaos expansion by Shapley additive explanations, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol.232
- Palar, P. S., Stevenson, R., Amalinadhi, C., Zakaria, K. and Zuhail, L. R. (2023<sup>c</sup>): Data-driven Surrogate Modeling using Deep Learning for Uncertainty Quantification of Random Fields, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition, AIAA 2023-2044*
- Putra, C. A., Palar, P. S., Stevenson, R., Zuhail, L. R. (2022): On Physics-Informed Deep Learning for Solving Navier-Stokes Equations. *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition, AIAA 2022-1436*
- Raffel, Markus et al. (2001): Particle Image Velocimetry: A Practical Guide. New York: *Springer*
- Sane, S. P., Dickinson, M. H. (2001): The control of flight force by a flapping wing: lift and drag production, *J. Exp. Biol.*, 204, 2607-2626
- Sane, S. P. (2003): The aerodynamics of flapping flight, *J. Exp. Biol.* 206
- T. Tasuku and K. Seiichi (2014): Least squares moving particle semi-implicit method, *Comput. Part. Mech.* 1, 277-305



- Trizila, P., Kang, C. K., Visbal, M. R., Shyy, W. (2008<sup>a</sup>): Unsteady fluid physics and surrogate modeling of low Reynolds number, flapping airfoils, *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> Fluid Dynamics Conference and Exhibit*, AIAA Paper No. 2008-3821WA
- Trizila, P., Kang, C. K., Visbal, M. R., Shyy, W. (2008<sup>b</sup>): A surrogate model approach in 2D versus 3D flapping wing aerodynamic analysis, *12<sup>th</sup> AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference*, AIAA Paper No. 2008-5914
- Wang, Z. J. (2004): The role of drag in insect hovering, *J. Exp. Biol.*, 207
- Wiragunarsa, I. M., Zuhail, L. R., Dirgantara, T., Putra, I. S. (2024<sup>a</sup>): Contact framework for total Lagrangian smoothed particle hydrodynamics using an adaptive hybrid kernel scheme, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 125(7)
- Wiragunarsa, I. M., Zuhail, L. R., Dirgantara, T., Putra, I. S., Febrianto, E. (2024<sup>b</sup>): Total Lagrangian smoothed particle hydrodynamics with an improved bond-based deformation gradient for large strain solid dynamics, [Manuscript submitted for publication], *Fakultas Teknik Mesin dan Dirgantara*, Institut Teknologi Bandung
- Zongyi Li, Nikola Kovachki, Kamyar Azizzadenesheli, Burigede Liu, Kaushik Bhattacharya, Andrew Stuart, and Anima Anandkumar (2021): Fourier neural operator for partial differential equations, *9<sup>th</sup> International Conference on Learning Representations*
- Zuhail, L.R., Faza, G. A., Palar, P. S., Liem, R. P. (2023): Performance assessment of Kriging with partial least squares for high-dimensional uncertainty and sensitivity analysis, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 66(5), 115
- Zuhail, L. R., Palar, P. S., Shimoyama, K. (2019): A Comparative Study of Multi-objective Expected Improvement for Aerodynamic Design, *Aerospace Science and Technology*, Vol. 91
- Zuhail, L. R., Zakaria, K., Palar, P. S., Shimoyama, K., Liem, R. P. (2021): Polynomial-Chaos-Kriging with Gradient Information for Surrogate Modeling in Aerodynamic Design. *AIAA Journal*, 59(8)
- Zuhail, L. R., Faza, G. A., Palar, P. S., Liem, R. P. (2023): Performance assessment of Kriging with partial least squares for high-dimensional uncertainty and sensitivity analysis, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 66(5), 115



# CURRICULUM VITAE



Nama : Prof. Ir. Lavi Rizki Zuhal, Ph.D.  
Tempat/tgl lahir : Bandung, 16 Januari 1973  
Kel. Keahlian : Dinamika Fluida dan Propulsi  
Alamat Kantor : FTMD ITB  
Nama Istri : Femmylia Nurul Akbar  
Nama Anak : Zharfan Azryan Zuhal  
Hagia Rania Zuhal

## I. RIWAYAT PENDIDIKAN

- Ph.D. Aeronautics, California Institute of Technology, 2001
- MS. Aeronautics, California Institute of Technology, 1997
- BS Aerospace Engineering, University of Maryland at Collage Park, 1996

## II. RIWAYAT KERJA DI ITB

- Ketua Kelompok Keahlian Dinamika Fluida dan Propulsi, Fakultas Teknik Mesin dan Dirgantara, 2023-sekarang,
- Wakil Dekan bidang Akademik, Fakultas Teknik Mesin dan Dirgantara, 2020-sekarang,
- Ketua Program Studi Teknik Dirgantara FTMD , 2018-2020.
- Staf Pengajar Fakultas Tekni Mesin dan Dirgantara, 2002-sekarang.

## III. RIWAYAT KEPANGKATAN

1. Pembina Utama Muda, IV/c, 1 April 2024
2. Pembina Tk.I, IV/b, 1 April 2021
3. Pembina, IV/a, 1 April 2019
4. Penata Tk.I, III/d, 1 April 2017
5. Penata, III/c, 1 Juni 2007
6. CPNS, III/c, 1 April 2006

## IV. RIWAYAT JABATAN FUNGSIONAL

1. Guru Besar, 1 Juni 2023
2. Lektor Kepala, 1 September 2016
3. Lektor, 1 Desember 2008

## V. KEGIATAN PENELITIAN (10 TAHUN TERAKHIR)

### Sebagai Ketua Tim

Development of Combined Vortex Particle Method and Corotational Beam Method for Solving 3D Fluid Structure Interaction. (funder: Penelitian P2MI ADOLIT F/S ITB) – *ITB*

Fluid-Structure Interaction Based Energy Harvesting Electrical Generation. (funder: Penelitian BH-PTNBH Kemendikbudristek) – *ITB*

Enhancing Accuracy of Particle Image Velocimetry using Deep Learning Technique. (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – *ITB*

Machine Learning Based Aerodynamics Optimization Method for Medium Altitude Long Endurance Drone Design. (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – *ITB*

Fluid-Structure Interaction Based Energy Harvesting Electrical Generation. (funder: Penelitian BH-PTNBH Kemendikbudristek) – *ITB*

Development of Gradient-enhanced Bayesian Optimization Technique for Turbomachinery Design (Funder: Institute of Fluid Science, Tohoku University, Japan) – *ITB*

Development of Bayesian Optimization Method for Enhancing Aerodynamic Efficiency of Compressor. (Funder: Penelitian BH-PTNBH Kemenristekdikti) – *ITB*

Optimization and Design Exploration to Enhance the Efficiency and Flight Performance of a Subsonic Aircraft. (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – *ITB*

Multipoint Wind Turbine Blade Optimization by Utilizing Gradient Information for Maximum Power Coefficient (Funder: Institute of Fluid Science, Tohoku University, Japan) – *ITB*

Optimization and Data Mining of Transonic Compressor Blade via Active Subspace Method for an Energy- efficient Turbomachinery Design (Funder: Institute of Fluid Science, Tohoku University, Japan) – *ITB*

Coupling Vortex Method and Surrogate Assisted Genetic Algorithm for Designing Efficient Turbomachinery Blade (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – *ITB*

Development of Polynomial Chaos Expansion Method for Uncertainty Quantification in Fluid Structure Interaction Simulation (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – ITB

Optimization of Flapping Kinematics for Micro Aerial Vehicle Design (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – ITB

Development of Vortex-In-Cell (VIC) Method with Brinkmann Penalization for Fluid-structure Interaction Simulations (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – ITB

Development of Vortex Element Method with Penalization for Simulating Unsteady Wall-bounded Flows (Funder: Japan International Cooperation Agency-AUN/SEED-NET) – ITB

Development of Low-cost Particle Image Velocimetry for Complex Flow Measurement (Funder: Riset dan Inovasi KK-ITB) – ITB

### **Sebagai Anggota Tim**

Structural Optimization of Vehicle Energy Absorber. (Funder: Penelitian BH-PTNBH Kemenristekdikti) – ITB

*Enhancement of Energy Sustainability in Naval and Aerospace System through Improved Understanding and Management of Wall-bounded Turbulence* (Funder: Australia-Indonesia Center Research Program) – ITB

## **VI. PUBLIKASI (10 TAHUN TERAKHIR)**

### **a. Publikasi Ilmiah Internasional**

Duong, D. V., Luc, N. V., Tien, N. V., Palar, S. P., **Zuhal, L. R.**, Tuan, L. A., Lin, J. K., Wang, W. C. (2024): Near-Moving-Wall Flows Past Three Tandem Elliptical Cylinders at Low Reynolds Number of 150, *Physics of Fluids*, 36(1)

Wiragunarsa, I. M., **Zuhal, L. R.**, Dirgantara, T., Putra, I. S. (2024): Contact framework for total Lagrangian smoothed particle hydrodynamics using an adaptive hybrid kernel scheme, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 125(7)

Duong, D. V., Luc, N. V., Tien, N. V., Palar, S. P., **Zuhal, L. R.**, Thuc, N. T., Dinh, C. T., Wang, W. C. (2024): A Numerical Study on Dynamic Flows past Three Tandem Inclined Elliptic Cylinders Near Moving Wall, *Physics of Fluids* 36(2), 023615

- Dwianto, Y. B., Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Oyama, A. (2024): On the Advantages of Searching Infeasible Regions in Constrained Evolutionary-based Multi-Objective Engineering Optimization, *Journal of Mechanical Design*, 146(4)
- Wiragunarsa, I. M., **Zuhal, L. R.**, Dirgantara, T., Putra, I. S. (2024): SPH Method for Crack Growth Modelling using Particle Deletion and Interaction Pair-based Framework, *Procedia Structural Integrity*, 52, pp. 583–593
- Zuhal, L. R.**, Faza, G. A., Palar, P. S., Liem, R. P. (2023): Performance assessment of Kriging with partial least squares for high-dimensional uncertainty and sensitivity analysis, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 66(5), 115
- Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Shimoyama, K. (2023): Global Sensitivity Analysis in Aerodynamic Design using Shapley Effects and Polynomial Chaos Regression, *IEEE Access*, 11, pp. 114825–114839
- Firdaus, A., **Zuhal, L. R.**, Luc, N. V. (2023): Investigation of Flow Around Two Tandem Rotated Square Cylinders using the Least Square Moving Particle Semi-implicit Based on Vortex Particle, *Physics of Fluids*, 35(2), 027117
- Palar, P. S., Parussini, L., Bregant, L., Shimoyama, K., **Zuhal, L. R.** (2023): On kernel functions for bi-fidelity Gaussian process regressions, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol 66(2)
- Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Shimoyama, K., (2023): Enhancing the explainability of regression-based polynomial chaos expansion by Shapley additive explanations, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol.232, 109045
- Fathurrohim, L., **Zuhal, L. R.**, Palar, P. S., Dwianto, Y. B. (2022): Maximizing the thrust performance of flexible caudal fin panels via experimental optimizatio, *Ocean Engineering*, 266, 112969
- Peeters, H. H., Judith, E. T., Silitonga, F. Y., **Zuhal, L. R.** (2022): Visualizing the velocity fields and fluid behavior of a solution using artificial intelligence during EndoActivator activation, *Dental Journal*, 55(3), pp. 125–129
- Adnel, C., **Zuhal, L. R.** (2022): Discretization Corrected Particle Strength Exchange for Steady State Linear Elasticity. *Journal of Engineering and Technological Sciences*, 54(4)
- Duong, V. D., **Zuhal, L. R.** (2022): Vortex particle method with iterative Brinkman penalization for simulation of flow past sharp-shape bodies. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 14

- Peeters, H. H., Silitonga, F., **Zuhal, L. R.** (2022): Application of artificial intelligence in a visual-based fluid motion estimator surrounding a vibrating EDDY® tip, *Giornale Italiano di Endodonzia*, 36(1), pp. 151–159
- Wiragunarsa, I. M., **Zuhal, L. R.**, Dirgantara, T. and Putra, I. S. (2021): A particle interaction-based crack model using an improved smoothed particle hydrodynamics for fatigue crack growth simulations, *International Journal of Fracture*, 229(2), pp.229-244
- Zuhal, L. R.**, Faza, G. A., Palar, P. S., & Liem, R. P. (2021): On dimensionality reduction via partial least squares for Kriging-based reliability analysis with active learning, *Reliability Engineering & System Safety*, 215, 1078484
- Zuhal, L. R.**, Zakaria, K., Palar, P. S., Shimoyama, K., & Liem, R. P. (2021): Polynomial-Chaos–Kriging with Gradient Information for Surrogate Modelling in Aerodynamic Design, *AIAA Journal*, 59(8), pp.2950-2967
- Duong, V. D., **Zuhal, L. R.**, Muhammad, H. (2021): Fluid–structure Coupling in Time Domain for Dynamic Stall using Purely Lagrangian Vortex Method, *CEAS Aeronautical Journal*, 12(2), pp.381-399
- Palar, P. S., **Zuhal, L. R.** (2020): Shimoyama, K. Gaussian Process Surrogate Model with Composite Kernel Learning for Engineering Design, *AIAA Journal*, Vol. 58(4), pp 1864–1880
- Zuhal, L. R.**, Palar, P. S., Shimoyama, K. (2019): A Comparative Study of Multi-objective Expected Improvement for Aerodynamic Design, *Aerospace Science and Technology*, Vol. 91, pp 548-560
- Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Shimoyama, K., Tsuchiya, T. (2018): Global sensitivity analysis via multi-fidelity polynomial chaos expansion, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol.170, pp 175-190
- Febrianto, E. V., **Zuhal, L. R.** (2017): Vortex In Cell Method to Predict Flutter Phenomenon of 2D Bridge Deck Model, *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol. 12, No. 10, pp. 3040-3045,
- Luc, N. V., **Zuhal, L. R.**, Uchiyama, T. (2016): Numerical Simulation of Flow around Two Tandem Cylinders by Vortex In Cell Method Combined with Immersed Boundary Method, *Advances and Applications in Fluid Mechanics*, Vol. 19, Issue 4, pp. 787-810
- Palar, P. S., Dwianto, Y. B., **Zuhal, L. R.**, Tsuchiya, T. (2016): Framework for Robust Optimization Combining Surrogate Model, Mimetic Algorithm, and

Uncertainty Quantification, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 9712, pp 48-55

Canh, C. X., **Zuhal, L. R.**, Muhammad, H. (2016): Numerical Simulation of 2D Flow around Deforming Fish-like Body, *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 842, pp. 228-232

Tien, N. V., Canh, C. X., **Zuhal, L. R.** (2016): Smooth Particle Hydrodynamic (SPH) for Simulating 2D Elastodynamics Problems, *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 842, pp. 127-131

Dung, D. V., **Zuhal, L. R.**, Muhammad, H. (2015): Two-dimensional Fast Lagrangian Vortex Method for Simulating Flows around a Moving Boundary, *Journal of Mechanical Engineering*, Vol. 12, No.1

**Zuhal, L. R.**, Dung, D. V., Muhammad, H. (2014): Core Spreading Vortex Method for Simulating 3D Flows around Bluff Bodies, *Journal of Engineering and Technological Sciences*, Vol. 46, No. 4

**Zuhal, L. R.**, Febrianto, E. V., Dung, D. V. (2014): Flutter Speed Determination of Two Degree of Freedom Model using Discrete Vortex Method, *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 660

**Zuhal, L. R.**, Dwianto, Y. B., Palar, P. S. (2014): Evolutionary Algorithm Based Multi-Objective Aerodynamic Optimization Method for Low Reynolds Number Airfoil, *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 660

Widodo, A. F., **Zuhal, L. R.**, Muhammad, H. (2014): Simulation of Flow around a Flapping Wing Using Two-dimensional Vortex Methods, *Journal of Mechanical Engineering*, Vol. 10, No.2

## **b. Publikasi Jurnal Nasional (terakreditasi)**

- Andria, N., **Zuhal, L. R.**, Gunawan, L., & Muhammad, H. (2019): Metoda Corotational Beam 2D untuk Analisis Statik Struktur Nonlinier Geometrik. *Jurnal Teknologi Dirgantara*, 17(1), 79-90

## **c. Publikasi Prosiding Seminar Internasional**

1. Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Shimoyama, K., Dwianto, Y. B., Morlier, J. (2023): Shapley Additive Explanations for Knowledge Discovery via Surrogate Models, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition AIAA 2023-0332*



2. Palar, P. S., Stevenson, R., Amalinadhi, C., Zakaria, K. and **Zuhal, L. R.** (2023): Data-driven Surrogate Modeling using Deep Learning for Uncertainty Quantification of Random Fields, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2023-2044
  3. Zakaria, K., Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Morlier, J. (2023): Physics-Informed Proper Orthogonal Decomposition for Data Reconstruction, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2023-0538
  4. Dung, D. V., Song, N. D., Palar, P. S., **Zuhal, L. R.** (2023): On The Choice of Activation Functions in Physics-Informed Neural Network for Solving Incompressible Fluid Flows, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2023-1803
  5. Palar, P. S., Aziz, M. A., **Zuhal, L. R.**, Sambegoro, P. L., Dung, D. V. (2023): Using Physics-Informed Neural Networks to Solve Inverse Heat Conduction Problems, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2023-0537
- Putra, C. A., Palar, P. S., Stevenson, R., **Zuhal, L. R.** (2022): On Physics-Informed Deep Learning for Solving Navier-Stokes Equations, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2022-1436
- Izzaturrahman, M. F., Palar, P. S., **Zuhal, L. R.**, Shimoyama, K. (2022): Modelling Non-Stationarity with Deep Gaussian Processes: Applications in Aerospace Engineering, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2022-1096
- Palar, P. S., Parussini, L., Bregant, L., Baehaqi, F. A., **Zuhal, L. R.** (2022): Composite Kernel Functions for Surrogate Modelling using Recursive Multi-Fidelity Kriging, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2022-0506
- Nasution, M. R. E., Palar, P. S., Hadi, B. K., **Zuhal, L. R.**, Yudhanto, A. (2022): Uncertainty Quantification and Sensitivity Analysis for In-plane Thermo-mechanical Properties of 3-D Textile Composites, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*, AIAA 2022-1435

- Zuhail, L. R.**, Faza, G. A., Palar, P. S., Liem, R. (2021): Fast and Adaptive Reliability Analysis via Kriging and Partial Least Squares, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*
- Palar, P. S., Zakaria, K., **Zuhail, L. R.**, Shimoyama, K. (2021): Gaussian Processes and Support Vector Regression for Uncertainty Quantification in Aerodynamics, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*
- Nathan, Palar, P. S., **Zuhail, L. R.** (2021): A Multi-objective Approach for Robust Structural Topology Optimization, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*
- Robani, M. D., Palar, P. S., **Zuhail, L. R.** (2021): Heteroscedastic Gaussian Process Regression using Nearest Neighbour Point Estimates, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*
- Palar, P. S., Shimoyama, K., **Zuhail, L. R.** (2020): Uncertainty quantification methods for evolutionary optimization under uncertainty, *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO) 2020, Cancún Mexico*
- Zuhail, L. R.**, Zakaria, K., Palar, P. S., Shimoyama, K., Liem, R. (2020): Gradient-Enhanced Universal Kriging with Polynomial Chaos as Trend Function, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition, Orlando, USA.*
- Palar, P. S., **Zuhail, L. R.**, Chugh, T., Rahat, A. (2020): On the Impact of Covariance Functions in Multi-Objective Bayesian Optimization for Engineering Design, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition, Orlando, USA.*
- Zuhail, L. R.**, Zakaria, K., Palar, P. S., Shimoyama, K., Liem, R. P. (2020): Gradient-enhanced universal kriging with polynomial chaos as trend function, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition, 1 Part F*
1. Palar, P. S., **Zuhail, L. R.**, Shimoyama, K. (2019): On the use of Metaheuristics in Hyperparameters Optimization of Gaussian Processes, *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)*
  2. Palar, P. S., **Zuhail, L. R.**, Liem, R. P., Shimoyama, K. (2019): On the use of Surrogate Models in Engineering Design Optimization and

Exploration: The Key Issues, *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)*

3. Palar, P. S., Dwianto, Y. B., Regis, R. G., Oyama, A., **Zuhal, L. R.** (2019): Benchmarking Constrained Surrogate-based Optimization on Low Speed Airfoil Design problems, *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)*
4. **Zuhal, L. R.**, Faza, G. A., Palar, P. S., Shimoyama, K. (2019): Multi-objective kriging-based optimization for high-fidelity wind turbine design, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*
5. **Zuhal, L. R.**, Amalinadhi, C., Dwianto, Y. B., Palar, P. S., Shimoyama, K. (2018): Benchmarking Multi-Objective Bayesian Global Optimization Strategies for Aerodynamic Design, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*
6. Luc, N. V., **Zuhal, L. R.**, Uchiyama, T. (2016): Simulation of Flow around Two Cylinders in Tandem Arrangement by Vortex In Cell Method Combined with Immersed Boundary Method, *7<sup>th</sup> International Conference on Vortex Flows and Vortex Models*
7. Palar, P. S., **Zuhal, L. R.** (2014): Flow Field around Asymmetric Flapping Flat Plate Optimized Using Micro Genetic Algorithm, *American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) Science and Technology Forum and Exposition*

## VII. Paten

**Zuhal, L.R.**, Dwianto, Y.B., Palar, P.S., Hutomo, A. (2022): Kipas Radiator dengan Torsi Rendah, *Direktorat Jenderal Kekayaan Intelektual, Kementerian Hukum dan HAM Republik Indonesia, IDP000084131*

## VIII. PENGHARGAAN

- Penghargaan Anugrah Penghargaan ITB Bidang Penelitian, Rektor ITB, 2016
- Satya Lancana Karya Satya X Tahun, Presiden Republik Indonesia, 2019



📍 Gedung STP ITB, Lantai 1,  
Jl. Ganesa No. 15F Bandung 40132  
☎ +62 22 20469057  
🌐 www.itbpress.id  
✉ office@itbpress.id  
Anggota Ikapi No. 043/JBA/92  
APPTI No. 005.062.1.10.2018

**Forum Guru Besar  
Institut Teknologi Bandung**

Jalan Dipati Ukur No. 4, Bandung 40132  
E-mail: sekretariat-fgb@itb.ac.id  
Telp. (022) 2512532

🌐 fgb.itb.ac.id    📘 FgbItb    🐦 FGB\_ITB  
📍 @fgbitb\_1920    📺 Forum Guru Besar ITB

ISBN 978-623-297-448-7

