

Penggunaan Artificial Intelligence dalam perhitungan dinamis sudut kontak hysteresis pada droplet

Kumara Ari Yuana¹⁾, Arifyanto Hadinegoro²⁾, Teguh Wibowo³⁾, Drajat Indah Mawarni⁴⁾, Agung Pambudi⁵⁾

Prodi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta,
Jalan Ring Road Utara, Condong Catur, Sleman, Yogyakarta, 55283, Indonesia^{1),2),5)}

Prodi Teknik Mesin, Fakultas Teknik Kedirgantaraan, Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto Yogyakarta
Jalan Raya Janti Blok R, KarangJanbe, Banguntapan, Bantul, Yogyakarta, 55194, Indonesia³⁾

Prodi Teknik mesin, Sekolah Tinggi Teknologi Ranggalawe Cepu
Jalan Kampus Ronggolawe Blok B No 1, Mentul, Cepu, Blora, Jawa Tengah, 58351, Indonesia⁴⁾

E-Mail : kumara.a@amikom.ac.id^{1)*}, arifyanto@amikom.ac.id²⁾, teguhwibowo@itda.ac.id³⁾,
drajatindah74@gmail.com⁴⁾, pambudia@amikom.ac.id⁵⁾

ABSTRAK

Sudut kontak hysteresis (SKH) adalah selisih antara sudut kontak maju (*advancing*) dan mundur (*receding*). Besaran ini merupakan indikator penting dalam karakterisasi kebasahan permukaan, yang berdampak pada berbagai aplikasi teknik dan industri seperti pendinginan semprot dan material *anti-icing*. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengukur sudut kontak hysteresis (SKH) pada permukaan logam panas menggunakan metode tumbukan *droplet* campuran air dan campuran etilen glikol (20%) yang direkam dengan kamera kecepatan tinggi (2000 fps). Penggunaan kamera berkecepatan tinggi menjanjikan kemampuan menangkap fenomena pergerakan tinggi tetapi memiliki keterbatasan-keterbatasan yang harus diselesaikan seperti *noise* dan *thermal artifact*. Untuk mengatasi *noise* citra akibat gerakan cepat dan *thermal artifact*, penelitian ini menerapkan pemrosesan citra berbasis kecerdasan buatan/*artificial intelligence* (AI) menggunakan arsitektur CNN (ResNet-18) dan GAN (ESRGAN). Hasil menunjukkan bahwa metode ini mampu meningkatkan kualitas citra dan akurasi pengukuran sudut kontak, dengan nilai rata-rata sudut kontak *advancing* sebesar 80,5°, *receding* sebesar 32,74° dan SKH 47,76°. Pendekatan ini menawarkan solusi efektif dan presisi tinggi dalam pengukuran SKH serta memberikan kontribusi terhadap pemodelan kebasahan permukaan pada sistem dinamis.

Kata kunci: *droplet, advancing, receding, hysteresis, artificial intelligence*.

ABSTRACT

The contact angle hysteresis (CAH) is the difference between the advancing and receding contact angles. This parameter is an important indicator in surface wettability characterization, impacting various engineering and industrial applications such as spray cooling and anti-icing materials. This study aims to develop a dynamic calculation method for contact angle hysteresis (CAH) on hot metal surfaces using the impact method of mixed water *droplets* with 20% ethylene glycol, recorded with a high-speed camera at 2000 fps. High-speed cameras promise to capture phenomena in ultra-motion, but they have some limitations, such as thermal artifacts and image *noise*. This new methodology enhanced contact angle measurements. Image quality and measurement accuracy increased using AI-based image processing with image residual networks (ResNet-18) and enhanced super-resolution GANs (ESRGAN). The results indicated that the advanced contact angle average value was 80.5°, the receding contact angle was 32.74°, and the CAH was 47.76°. This new approach for CAH measurement is precise and effective, which aids in modeling dynamic wettability in systems, expanding capabilities in CAH measurement systems.

Keywords: *droplet, advancing, receding, hysteresis, Artificial Intelligence*.

*Corresponding author

1. Pendahuluan

Sudut kontak *hysteresis* (SKH) adalah ukuran selisih antara sudut kontak cairan *droplet* maju (*advancing*), θ_a , dengan sudut kontak cairan *droplet* mundur (*receding*), θ_r , (Lei, Li, Lin, & Wen, 2019). Parameter SKH ini sangat penting yang menjadi ukuran karakteristik dinamika kebasahan antar-muka (*interface*). SKH juga menunjukkan disipasi energi yang disebabkan oleh variasi karakter permukaan dimana *droplet* menempel selama dinamika proses menyebar (*spreading*) dan kembali mengumpul (*retraction*) (Zhu & Dai, 2019). Kondisi *hysteresis* disebabkan oleh variasi karakter kekasaran atau karakter kimiai permukaan dimana drolet menempel (W. Wang, Xu, Wang, & Chen, 2024). Model persamaan Young-Laplace dengan penggunaan asumsi permukaan halus sempurna dan homogen hanya mampu menggambarkan kondisi ideal (Liu & Cao, 2016). Eksperimen yang menggambarkan kompleksitas dunia nyata perlu kuantifikasi empiris untuk mengukur θ_a dan θ_r sehingga dapat diperoleh SKH ($\theta_a - \theta_r$) (Zhu & Dai, 2019)(Butt, Liu, Koynov, Straub, Hinduja, Roismann, Berger, Li, Vollmer, Steffen, & Kappl, 2022).

Implikasi praktis fenomena SKH dapat ditemui pada fenomena alam dan sangat penting bagi dunia Teknik dan industry. Fenomena alam yang menunjukkan SKH rendah ($\theta_a \approx \theta_r$) adalah tergelincirnya *droplet* pada daun talas. Sebaliknya, SKH tinggi ($\theta_a \gg \theta_r$) ditunjukkan oleh tetes air di tembikar. Berbagai fenomena histeresis di dunia industri dapat ditemui pada proses pendinginan semprot (*spray cooling*), pengecatan semprot, *smart material* yang dapat membersihkan sendiri (*self-cleaning*) atau rancangan material pesawat terbang yang *anti-icing* (F. Wang, Xiang, & Yang, 2024)(Mohammad Karim, Rothstein, & Kavehpour, 2018). Penjelasan fisis dalam industri pendinginan logam, terlalu besar SKH berarti terlalu kuat cairan menempel pada suatu lokasi yang dapat menyebabkan ketidakseragaman pendinginan dan ketidakefisienan secara keseluruhan. Demikian juga fenomena permukaan yang

anti-icing atau saluran mikro (*micro-channel*) memerlukan ketepatan perhitungan *hyeteresis* untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan menempel (*adhesiveness*) dan pergerakan *droplet*.

Penggunaan kamera berkecepatan tinggi (*high-speed camera*) memberikan perkembangan kemajuan perhitungan sudut kontak walaupun memiliki berbagai tantangan teknis baik dari sisi objek yang diukur maupun karakter *inherent* alat itu sendiri. Tantangan dalam dunia nyata yang dihadapi dalam menghitung SKH sangat bervariasi (W. Wang, Xu, Wang, & Chen, 2024). Heterogenitas kekasaran permukaan, variasi gradien termal dan kondisi transien akan menimbulkan ketidakjelasan (*ambiguity*) penentuan garis sudut kontaknya. Keterbatasan *inherent* yang dihadapi oleh kamera berkecepatan tinggi dalam menangkap *image* bergerak cepat adalah rendahnya kualitas ketajaman gambar (*blurred and low contrast*), atau timbulnya gangguan gambar akibat situasi termal (*thermal artefact*) (Feng, Wang, Su, Ma, Du, Wu, Liu, & Wang, 2025). Menangkap fenomena dengan kecepatan gambar 2000 fps (*frame per second*) menghasilkan gambar dengan kualitas terbatas. Keterbatasan-keterbatasan tersebut menimbulkan tantangan pemrosesan gambar untuk mencapai akurasi pengukuran yang diharapkan. Deteksi gambar untuk menentukan batas *interface* antar fluida sebelumnya dikerjakan secara manual atau dengan bantuan MATLAB untuk deteksi dengan operasi morfologis. Metode-metode konvensional ini cukup efektif dalam situasi laboratorium yang terkendali secara sangat hati-hati, tetapi cukup sulit diterapkan dalam dunia industri dan sulit direproduksi apalagi dihadapkan pada situasi kebutuhan *real-time*. Disinilah muncul kebutuhan pengetahuan lanjutan (*knowledge gap*) yang dihadapi dunia industri.

Perkembangan menuju penggunaan kecerdasan buatan (*artificial intelligent*, AI) berbasis *artificaial neural network* (ANN) akhir-akhir ini cukup menyita perhatian para peneliti. Lebih lanjut pengembangan ke arah

deep learning berbasis *neural network* seperti *Convolutional neural networks* (CNNs) dan *generative adversarial networks* (GANs) disebabkan kebutuhan untuk mengolah berbagai karakter fungsi tertentu (*feature*), penanganan *noise*, penangana resolusi tinggi dan tugas-tugas otomasi yang sebelumnya dilakukan dan tergantung pada keahlian manusia (Al, Alqahtani, Khan, Badi, & Alqahtani, 2025)(Rohhila & Singh, 2024). Beberapa tantangan yang menjadi tugas AI karena kelebihan kemampuannya dibandingkan metode konvensional adalah sbb:

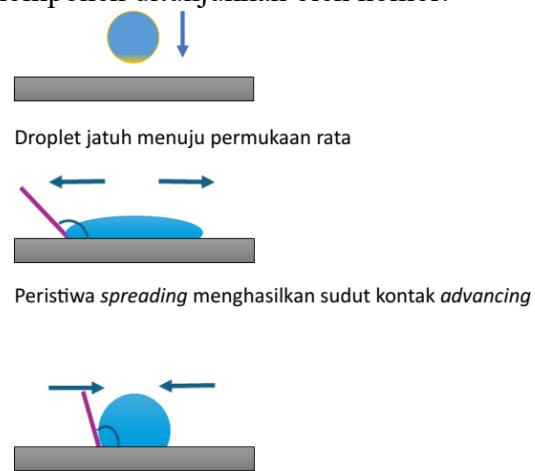
1. Kebutuhan menangani *thermal artifact* yang jika dilihat dari *thermal gradient* bersifat fluktuatif yang sulit ditangani dengan *thresholding* bersifat statis.
2. Kelemahan algoritma yang tidak adaptif menuntut pengembangan yang mampu menangani berbagai kondisi eksperimen dan industrial.
3. Kebutuhan ke arah *real-time* tidak dapat ditangani dengan memadahi oleh metode pemrosesan citra manual yang memerlukan metode yang cepat (*high-throughput*).
4. Kondisi dinamis objek bergerak dengan kecepatan tinggi menghasilkan citra yang *noisy* yang memperbesar galat (*error*) akibat kesalahan menentukan *interface* antar fluida dan *interface* fluida dengan media tempat menempel.

Knowledge gaps yang akan diisi pada penelitian ini adalah poin 1 dan 4 sesuai metode penelitian yang digunakan menggunakan kondisi temperatur di atas titik didih air ($>100^{\circ}\text{C}$ pada tekanan kamar) dan *droplet* dijatuhkan dengan akselerasi gravitasi menumbuk permukaan *stainless steel*. Pergarakan yang cepat ini ditangkap dengan kamera berkecepatan tinggi (2000 fps).

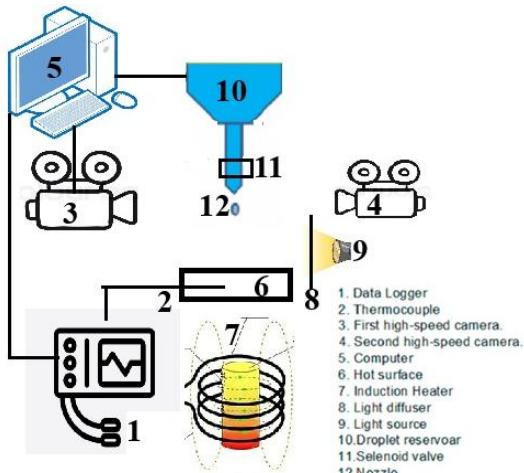
2. Metodologi

Penelitian ini pada dasarnya akan mengukur sudut kontak *droplet* pada permukaan rata secara dinamis (berbeda dengan yang bersifat statis atau *sessile droplet*). Agar permukaan rata dapat memberi

2 efek yang sifatnya berlawanan arah (*spreading* dan *dewetting*) pada *droplet* berbasis air, maka permukaan dipanaskan diatas titik didih air akan membentuk *vapor cushion* yang membuat air akan menyebar saat menumbuk dan kembali mengumpul membentuk butiran (*dewetting*)(Glocker, 1981). Perjalanan mekanisme ini tergambar pada Gambar 1. Karena kecepatan yang tinggi pada peristiwa tetesan air dan perjalanan menyebar saat menumbuk dan kembali mengumpul setelah mencapai lebar maksimum, maka diperlukan kamera yang berkecepatan tinggi (sekitar 2000 frame per detik). Setiap tangkapan gambar akan diproses dengan *image processing* berupa pembersihan *noise* yang biasanya timbul dan diukur masing-masing peristiwa mekanisme perjalanan. Hasil yang diharapkan adalah ukuran sudut yang akan dihitung secara statistika berupa parameter *central tendency* (mean, mode, median) dan *dispersion* (*standard deviation*). Sudut kontak *hysteresis* (*contact angle hysteresis*) dihitung berdasar selisih antara sudut kontak *advancing* dan *receding* (Lei, Li, Lin, & Wen, 2019). Secara skematis, skema alat eksperimen dan prosedur dapat dilihat pada Gambar 2. Masing-masing komponen ditunjukkan oleh nomor.



Gambar 1. Mekanisme sudut kontak *advancing* dan *receding*



Gambar 2. Skema alat eksperimen

Droplet Generator terdiri dari *nozzle injector droplet* (no. 12), tangki fluida (no. 10) dan *selenoid valve* (no. 11) yang berguna untuk menghasilkan *droplet* secara seragam dan berurutan. *Droplet* dilepaskan dari ketinggian 50 mm di atas permukaan panas. Injektor *droplet* menjaga diameter *droplet* tetap terkendali pada 3,12 mm dengan frekuensi 8,5 *droplet* per detik.

Permukaan tumbukan (no. 6) adalah pelat baja tahan karat silindris yang dipoles (SUS 304). Kekasaran permukaan adalah 0,06 μm . Suhu permukaan dikendalikan oleh pemanas induksi (No. 7) dan divariasikan antara 110°C hingga 240°C (menggunakan termokopel no. 2) untuk menganalisis berbagai rezim pendidihan.

Koil tembaga besar digunakan untuk menghasilkan panas. Pemanas ini didukung oleh catu daya dan pengontrol, serta kipas pendingin mencegah pemanasan berlebih. Tiga termokopel tipe-K dipasang pada permukaan untuk mengukur suhu secara akurat.

Dinamika tumbukan *droplet* direkam menggunakan kamera Phantom MIRO M310 (no. 3 dan no. 4) dengan kecepatan *frame* 2000 *fps* (*frame* per detik) dan resolusi 1024×768 piksel.

Lampu LED dipasang (no. 9) di belakang permukaan panas untuk memberikan pencahayaan yang cukup. Lapisan difusif (no. 8) ditempatkan di antara sumber cahaya dan

permukaan panas untuk menciptakan kondisi pencahayaan yang seragam.

Data-data parameter yang diukur dikelola menggunakan data logger (no. 1) dan dihubungkan dengan komputer (no. 5).

Gambar yang direkam diproses menggunakan teknik pemrosesan citra berbasis *U-Net*, *ResNet* dan *ESRGAN* (Sachdeva, Sharma, Rajput, & Singhal, 2025)(Slama, Sahli, Amri, & Trabelsi, 2023)(Jin-li, Bin, A-kun, Zhao-xiang, Xia, Aiguo, & Yan-de, 2025). Arsitektur *U-Net* yang terdiri dari *encoder* dan *decoder* dengan koneksi skip untuk mempertahankan informasi spasial. Arsitektur *ResNet* yang menggunakan *residual learning* untuk meningkatkan kualitas gambar. Arsitektur *ESRGAN* yang menggunakan GAN untuk meningkatkan kualitas gambar dengan mempelajari distribusi gambar yang realistik. *Generative Adversarial Networks* (GAN) digunakan untuk *Photo Enhancement* dengan mempelajari distribusi gambar yang realistik. Generator dalam GAN dapat menghasilkan gambar output yang realistik, sedangkan *discriminator* dapat mengevaluasi kualitas gambar output. Generator (G) adalah model neural yang mengambil gambar input yang beresolusi rendah atau berkualitas rendah dan menghasilkan gambar output yang beresolusi tinggi atau berkualitas tinggi. Generator dapat menggunakan arsitektur seperti U-Net atau ResNet. *Discriminator* (D) adalah model neural yang mengevaluasi kualitas gambar output yang dihasilkan oleh generator. Discriminator dapat menggunakan arsitektur seperti CNN.

Generator dilatih untuk menghasilkan gambar output yang realistik dan berkualitas tinggi. Generator dapat dilatih menggunakan *loss function* dan diukur *Mean Squared Error* (MSE) atau *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) antara gambar output dan gambar target. Discriminator dilatih untuk membedakan antara gambar output yang dihasilkan oleh generator dan gambar target yang asli. Discriminator dapat dilatih menggunakan *loss function* dan diukur *Binary Cross-Entropy*. Generator dan discriminator

dilatih secara adversarial, di mana generator mencoba untuk menghasilkan gambar output yang dapat mengelabui discriminator, sedangkan discriminator mencoba untuk membedakan antara gambar output dan gambar target.

Penggunaan U-Net karena U-Net dirancang khusus untuk tugas segmentasi citra dan sangat efektif dalam mendeteksi struktur spasial halus seperti tepi antar-muka *droplet*. Arsitektur ini terdiri dari *encoder* dan *decoder* yang dihubungkan dengan *skip connections* untuk mempertahankan informasi resolusi tinggi yang hilang saat proses *downsampling*. Dalam konteks penelitian ini, U-Net sangat bermanfaat untuk mempertahankan detail kontur *droplet* yang digunakan untuk menghitung sudut kontak. Sedangkan ResNet-18 digunakan karena kemampuannya dalam *residual learning*, yang memungkinkan jaringan tetap stabil dan dalam tanpa mengalami degradasi performa. Ini penting dalam menangani *noise thermal* dan *blur* akibat pergerakan cepat dari *droplet*, serta menjaga detail tepi antarmuka cairan. Keperluan menghasilkan citra resolusi tinggi digunakan GAN. GAN digunakan untuk *enhancement* citra dengan menghasilkan gambar resolusi tinggi dari input berkualitas rendah. ESRGAN (Enhanced Super-Resolution GAN) sangat cocok untuk menghasilkan gambar tajam yang realistik dari video beresolusi rendah, seperti pada data kamera kecepatan tinggi 2000 fps. *Discriminator* dan generator dilatih secara adversarial, memberikan hasil visual yang *lebih alami dan bebas noise* dibanding metode interpolasi konvensional.

Beberapa alternatif arsitektur terkenal lain sebagai pembanding tetapi tidak dipilih karena ada kekurangan-kekurangan disamping tentu saja memiliki kelebihan-kelebihannya. Contohnya, VGGNet memiliki kekurangan kurang efisien dalam menangani *deep feature* dan kurang unggul dalam restorasi detail tepi. Kelebihan VGGNet adalah sederhana dan stabil. Arsitektur lain seperti DenseNet memiliki kekurangan memiliki kompleksitas tinggi dan jarang dipakai untuk *super-*

resolution atau *denoising*. Kelebihan DenseNet adalah dapat mengurangi vanishing gradient serta efisien.

Mekanisme Kerja pemrosesan citra adalah sebagai berikut:

1. Generator mengambil gambar input dan menghasilkan gambar output yang beresolusi tinggi atau berkualitas tinggi.
2. Discriminator mengevaluasi kualitas gambar output yang dihasilkan oleh generator dan memberikan skor yang menunjukkan seberapa realistik gambar output tersebut.
3. Berdasarkan skor yang diberikan oleh discriminator, generator memperbaiki diri untuk menghasilkan gambar output yang lebih realistik dan berkualitas tinggi.
4. Proses pelatihan generator dan discriminator berulang hingga generator dapat menghasilkan gambar output yang berkualitas tinggi dan realistik.

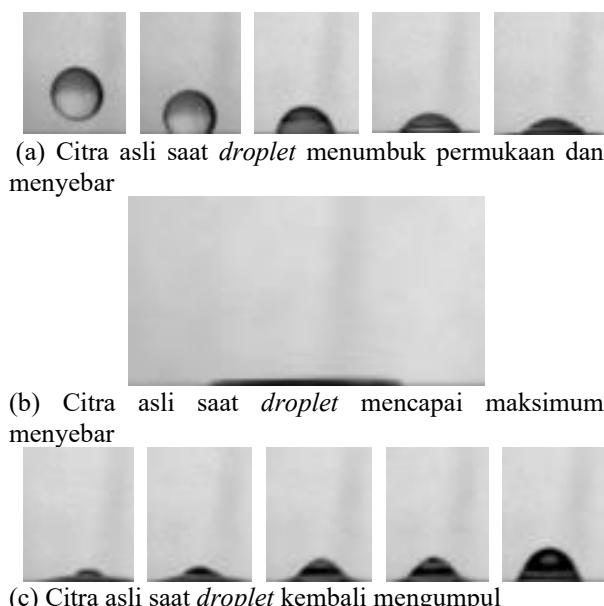
Eksperimen ini menggunakan air murni dan campuran etilen glikol (20% *Ethylene Glycol*). Generator *droplet* disusun sebagai alat penetes *droplet* secara seragam. Kemudian disiapkan permukaan stainless steel sebagai permukaan yang akan ditabrak oleh *droplet*. Kalibrasi termokopel harus dilakukan agar temperatur yang diinginkan valid dan *reliable*. Bagian penting berikutnya adalah menyusun *high speed camera* dan lampu. Setelah semua tersusun seperti pada Gambar 2, maka suhu akan ditentukan dimulai pada suhu 110 °C. Suhu ini akan dicoba pada berbagai suhu hingga sekitar 240 °C (Burton, Sharpe, Van Der Veen, Franco, & Nagel, 2012)(Wibowo, Widyatama, Kamal, Indarto, & Deendarlianto, 2021). Percobaan tetesan akan dilakukan dengan campuran air dan 20% *Ethylene Glycol*. Seluruh perjalanan *droplet* akan direkam menggunakan *high speed camera* untuk menangkap fenomena yang digambarkan pada Gambar 1. Seluruh data angka dan gambar ditransfer dan tersimpan di komputer. Video akan diproses menjadi foto-foto diam dan perlu pembersihan dari *noise* dan agar akurat dalam pengukuran sudut kontak *advancing* dan *receding*. Langkah berikutnya adalah analisis hasil dalam tabel dan grafik yang merupakan

sumber kontribusi terhadap ilmu pengetahuan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Citra asli hasil kamera berkecepatan tinggi (2000 fps)

Beberapa gambar perjalanan *droplet* yang dihasilkan yang akan dihitung terlihat pada Gambar 3. Terlihat pada Gambar 3 tersebut bahwa gambar banyak memiliki *noise* (derau). Penyebab *noise* tersebut adalah pergerakan droplet yang tinggi yang ditangkap oleh kamera berkecepatan tinggi, dan adanya efek thermal karena permukaan *stainless steel* memiliki suhu tinggi (*thermal artifact*).



Gambar 3. Proses perjalanan *droplet* menumbuk permukaan *stainless* panas yang ditangkap dengan kamera berkecepatan tinggi (2000 fps), (a)Citra asli saat *droplet* menumbuk permukaan dan menyebar, (b)Citra asli saat *droplet* mencapai maksimum menyebar, dan (c)Citra asli saat *droplet* kembali mengumpul

Jika salah satu Gambar 3(a) diperbesar akan lebih memperlihatkan *noise* tersebut seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Terlihat *noise* yang mempersulit mengukur sudut kontak yang hendak dihitung antara *droplet* dengan media dimana *droplet* tersebut menyentuh (kontak). Tiga sumber *noise* adalah (1) sensor kamera akibat beroperasi pada *gain*

yang tinggi, (2) keburaman akibat pergerakan *droplet* (motion blur), dan (3) rendahnya SNR (*signal-to-noise ratio*) akibat kecilnya ukuran *droplet* dibandingkan dengan keseluruhan frame gambar. Rendahnya SNR ini memperkecil kontras antara *droplet* dengan *background*. *Noise* yang terjadi berakibat pada ketidakjelasan batas gambar antar fluida (*droplet* dengan udara) yang berakibat langsung kesalahan hitung perhitungan sudut kontak. *Thermal artifact* terjadi karena efek penguapan (*vaporization*) akibat suhu tinggi permukaan *stainless steel* akan mendidihkan *droplet*. Suhu *stainless steel* yang tinggi juga memancarkan radiasi *infra-red* yang dapat membuat saturasi sensor kamera. Permukaan panas juga menghasilkan turbulensi udara sekitar permukaan yang dapat berakibat *noise* cahaya.



Gambar 4. Tangkapan gambar *droplet* kamera 2000 fps dengan *noise* yang ditimbulkan

3.2 Peran yang dilakukan AI untuk memperbaiki *noise*

Pada riset ini digunakan kerangka kerja hybrid CNN (*Convolutional Neural Network*)-GAN(*Generative Adversarial Network*). ResNet-18 adalah model CNN yang menggunakan konsep *residual learning* untuk memfasilitasi pelatihan jaringan yang lebih dalam. Model ini memiliki 18 lapisan dan telah terbukti efektif dalam berbagai tugas pengenalan gambar. Disini peran utama ResNet 18 adalah memperkecil *noise* dengan tetap menjaga detail interface batas antar substance (*edges*). Peran GAN adalah merekonstruksi kontur *droplet* berdasar data sintetis yang dilatihkan. GAN adalah model *deep learning* yang dapat memperbaiki kualitas gambar dengan menggunakan dua komponen utama: (1) *Generator*: Model ini bertugas menghasilkan gambar sintetis yang mirip dengan gambar asli. (2) *Discriminator*: Model ini bertugas membedakan antara

gambar asli dan gambar sintetis yang dihasilkan oleh generator. Mekanisme GAN dalam memperbaiki kualitas gambar adalah sebagai berikut: (1) Pelatihan *adversarial*: Generator dan discriminator dilatih secara bersamaan dalam proses adversarial. *Generator* berusaha menghasilkan gambar yang mirip dengan gambar asli, sementara discriminator berusaha membedakan antara gambar asli dan gambar sintetis. (2) Pengembangan *Generator*: selama pelatihan, *generator* menjadi lebih baik dalam menghasilkan gambar yang mirip dengan gambar asli, sehingga *discriminator* semakin sulit membedakan antara gambar asli dan gambar sintetis. (3) Perbaikan kualitas gambar: Hasilnya, *generator* dapat menghasilkan gambar yang memiliki kualitas tinggi dan mirip dengan gambar asli.

Hasil pemrosesan perbaikan gambar dan *noise* dengan kerangka kerja hybrid CNN-GAN dapat dilihat pada Gambar 5. Seperti terlihat pada Gambar 5 bahwa hasilnya nampak lebih bersih dan jelas dengan tidak mengubah esensi dan dimensi gambar asli sebelum diproses seperti Gambar 3.

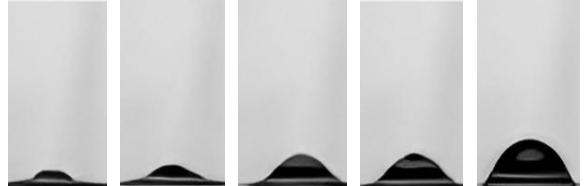
Hasil pemrosesan gambar yang bersih ini akan mempermudah perhitungan sudut kontak yang dihasilkan antara fluida dengan permukaan tempat *droplet* menyentuh. Sebagai perbandingan bagaimana proses pembersihan *noise* sangat membantu proses perhitungan sudut kontak berikutnya adalah hasil pembersihan yang dibesarkan pada gambar asli Gambar 4, menjadi Gambar 6. Terlihat sangat kontras perbedaan kualitas antara Gambar 6 yang jernih dan jelas batas fluida cair dengan fluida gas yang melingkupinya. Gambar yang lebih bersih dan dengan batas antar-muka fluida yang jelas ini, akan memudahkan pekerjaan menghitung sudut kontaknya. Berikut ini adalah perhitungan sudut kontak *droplet* setelah melalui proses pembersihan *noise*.



(a) Citra hasil proses pembersihan dari *noise* saat *droplet* menumbuk permukaan dan menyebar



(b) Citra hasil proses pembersihan dari *noise* saat *droplet* mencapai maksimum menyebar



(c) Citra hasil proses pembersihan dari *noise* saat *droplet* kembali mengumpul

Gambar 5. Gambar hasil proses pembersihan dari *noise*



Gambar 6. Citra hasil proses pembersihan dari *noise* dari gambar asli yang terlihat pada Gambar 3 (Gambar hasil pembersihan *noise* ini nampak bersih dengan antar-muka fluida yang jelas batas-batasnya)

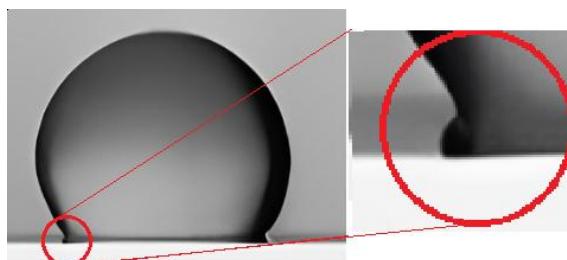
3.3 Pengukuran sudut kontak

Gambar 7 menunjukkan bagaimana sudut kontak diukur pada citra yang sudah bersih. Terlihat pada Gambar 7 bahwa batas antar muka fluida dan solid terlihat jelas sehingga memudahkan penentuan dan pengukuran sudut kontaknya. Pengukuran ini diterapkan pada kondisi perjalanan *droplet* menyebar atau sudut kontak *advancing*. Kondisi awal proses *droplet* menyebar ditunjukkan pada Gambar 8 dengan gambar yang diperbesar untuk menunjukkan fenomena di tepi permukaan fase awal *droplet* menyebar. Detil penggambaran ini menunjukkan bahwa jika hanya melihat postur besarnya, maka rawan terjadi kesalahan ukur sudut kontak. Kontur besar sudut kontak *droplet* ini seolah-olah lebih besar dari 90° , padahal jika dilihat detil

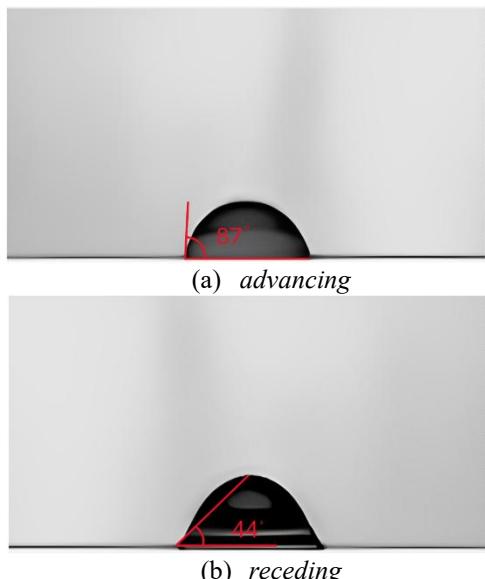
diantas permukaan solid sudut kontaknya lebih kecil dari 90° .



Gambar 7. Perhitungan sudut kontak pada citra yang sudah bersih



Gambar 8. Fase awal proses *droplet* menumbuk permukaan dan mulai menyebar



Gambar 9. Pengukuran beberapa sudut kontak (a) *advancing* dan (b) *receding*

Pengukuran sudut kontak dilakukan pada 40 gambar proses menyebar untuk menghitung sudut kontak *advancing* dan 40 gambar proses mengumpul kembali untuk menghitung sudut kontak *receding*. Sebagian gambar pengukuran sudut kontak tersebut ditunjukkan pada Gambar 9.

Hasil perhitungan dan analisis statistik terhadap 40 sudut kontak *advancing* dan 40 sudut kontak *receding* dituangkan dalam bentuk distribusi sudut kontak *advancing* terlihat pada Gambar 10 dan Gambar 11. Sumbu frekuensi pada grafik Gambar 10 dan 11 merupakan nilai frekuensi yang telah dinormalisasi, dihitung dari proporsi terhadap total data sebanyak 40 citra.

Perhitungan statistik terhadap kedua sudut kontak tersebut ditunjukkan dalam Tabel 1.

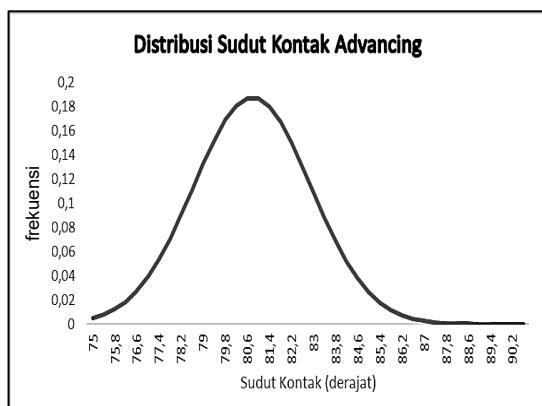
Tabel 1. Perhitungan statistik terhadap sudut kontak *receding* dan *advancing*

Sudut kontak	Jumlah data	Mean	Median	Std dev.	Skewness
<i>Advancing</i>	40	80.5	79.9	2.74	0.45
<i>Receding</i>	40	32.74	30.75	7.73	-0.03

Tabel 1 menunjukkan bahwa sudut kontak *advancing droplet* memiliki nilai *mean* (rata-rata) sebesar 80.5° , median 79.9° , standar deviasi 2.74° dan *skewness* 0.45. Nilai *skewness* sebesar 0.45 menunjukkan sedikit memiliki ekor garis distribusi ke kanan, akan tetapi karena nilainya kecil dan diperkuat nilai median dan mean tidak terlalu besar perbedaanya, maka distribusi ini mendekati simetris. Standard deviasi sebesar 2.74° menunjukkan variasi yang cukup dekat di sekitar rata-rata. Analisis pengukuran sudut kontak menunjukkan distribusi yang konsisten dan mendekati normal, dengan sedikit *skewness* ke arah kanan. Konsistensi ini didukung oleh keselarasan antara median dan mean, yang mengindikasikan tidak adanya *outlier* signifikan dalam data. Oleh karena itu, nilai-nilai sudut kontak yang diperoleh dapat digunakan dengan kepercayaan yang tinggi untuk analisis lanjutan dan pemodelan kebasahan permukaan.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa nilai *mean* (rata-rata) sudut kontak *receding* adalah $32,74^\circ$ dengan simpangan baku sebesar $7,73^\circ$. Nilai *skewness* sebesar -0,03 menunjukkan bahwa distribusi data mendekati simetris, dengan kecenderungan sedikit ke arah kiri (*left-skewed*) yang kecil.

Hal ini menunjukkan bahwa penyebaran data tidak menunjukkan ketimpangan signifikan, dan distribusinya dapat dianggap mendekati distribusi normal. Menariknya, nilai median sebesar $30,75^\circ$ sedikit lebih rendah daripada rata-rata, yang mengindikasikan bahwa ada kemungkinan keberadaan beberapa nilai yang lebih tinggi dari rata-rata yang sedikit menarik distribusi ke kanan. Namun, karena perbedaan antara mean dan median sangat kecil dan nilai skewness hampir nol, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat outlier signifikan dalam data ini.



Gambar 10. Distribusi sudut kontak *advancing*

Sementara itu, nilai simpangan baku yang cukup besar ($7,73^\circ$) dibandingkan dengan nilai rata-rata (sekitar 24% dari mean) mengindikasikan adanya variasi yang cukup besar dalam pengukuran. Variasi ini bisa disebabkan oleh ketidakhomogenan permukaan, variasi kondisi lingkungan, atau galat selama proses pengukuran. Secara keseluruhan, data sudut kontak *receding* ini menunjukkan karakteristik distribusi yang stabil dan terpercaya, meskipun terdapat tingkat variasi yang sedang di sekitar nilai tengah. Distribusi yang hampir simetris dan selisih kecil antara nilai rata-rata dan median memperkuat kesimpulan bahwa data bersifat normal dan bebas dari pengaruh outlier ekstrem.

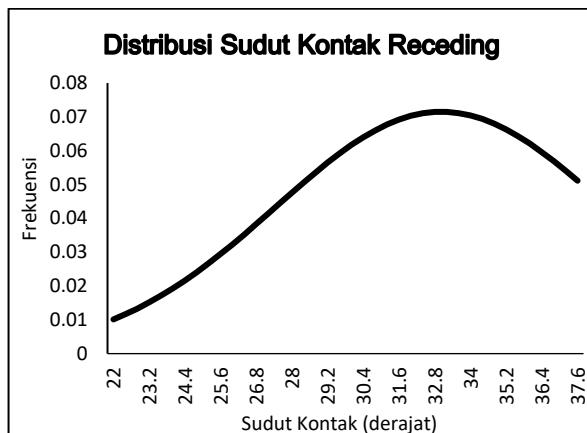
Pengujian pada subset citra sebelum pembersihan memperoleh hasil eksperimental sebagai berikut: sudut kontak advancing memiliki mean sekitar 82.3° , simpangan baku

(*standard deviation*) sebesar $\pm 7.9^\circ$, dan skewness sebesar +1.2; sedangkan sudut kontak receding memiliki mean sekitar 31.5° , simpangan baku $\pm 12.4^\circ$, dan skewness -0.3. Jika dibandingkan dengan hasil pasca-pembersihan yang tercantum dalam Tabel 1, terlihat bahwa simpangan baku sudut kontak advancing menurun signifikan dari 7.9° menjadi 2.74° , dan sudut kontak receding dari 12.4° menjadi 7.73° . Skewness sudut advancing juga membaik dari +1.2 menjadi +0.45, dan receding dari -0.3 menjadi -0.03, menunjukkan bahwa distribusi pasca-pembersihan menjadi lebih simetris dan stabil secara statistik.

Nilai simpangan baku sudut kontak *advancing* dan *receding* yang diperoleh dalam penelitian kami, masing-masing sebesar 2.74° dan 7.73° , menunjukkan tingkat variasi yang masih dalam batas wajar dan dapat diterima secara eksperimental. Terlebih lagi, nilai simpangan baku sudut kontak receding kami sebanding dengan hasil penelitian oleh (Park, Shin, Ho, & Ha, 2011) (Wu, Kang, Lu, Shui, Ouyang, Peng, He, & Liu, 2023) yang melaporkan pengukuran sudut kontak *droplet germanium* pada permukaan HOPG (Highly oriented pyrolytic graphite) dengan rerata $126.7^\circ \pm 6.9^\circ$ dari sepuluh sampel berbeda (Wu, Kang, Lu, Shui, Ouyang, Peng, He, & Liu, 2023). Hal ini memperkuat bahwa distribusi hasil pengukuran kami, khususnya pada sudut kontak receding tetap berada dalam rentang eksperimental yang komparabel dan valid dengan standar ilmiah terkini.

SKH dapat dihitung dengan selisih antara *mean* sudut kontak *advancing* dengan *mean* sudut kontak *receding* yaitu sebesar 47.76° . Nilai histeresis sudut kontak yang diperoleh dari hasil eksperimen sebesar $47,76^\circ$ menunjukkan karakteristik permukaan yang memiliki tingkat adhesi tinggi, di mana tetesan air cenderung menempel dan tidak mudah mengalir di atas permukaan tersebut. Dalam dunia nyata, nilai histeresis yang lebih

kecil, seperti pada daun teratai atau permukaan superhidrofobik komersial, biasanya berada di bawah 20° . Pada kondisi tersebut, tetesan air dapat menggulir dengan sangat mudah, menunjukkan bahwa permukaannya sangat halus, bersih, dan memiliki gaya adhesi yang sangat rendah. Dengan demikian, nilai $47,76^\circ$ berada jauh di atas rentang tersebut, menandakan bahwa permukaan uji tidak bersifat *self-cleaning* dan memiliki gaya tahan terhadap gerakan air yang cukup besar.



Gambar 11. Distribusi sudut kontak *receding*

Sebaliknya, jika dibandingkan dengan permukaan yang memiliki nilai hysteresis yang lebih tinggi, seperti logam berkarat, plastik yang telah mengalami degradasi, atau permukaan terkontaminasi minyak, hysteresis bisa mencapai lebih dari 60° hingga mendekati 90° . Nilai $47,76^\circ$ belum mencapai kategori ekstrem tersebut, namun tetap tergolong tinggi, sehingga dapat disimpulkan bahwa permukaan tersebut kemungkinan memiliki struktur mikro yang kasar, ketidakhomogenan kimia, atau keberadaan kontaminan yang menyebabkan tingginya hambatan gerak tetesan.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. **Metode eksperimental dinamis** dengan menggunakan tumbukan *droplet* dan kamera kecepatan tinggi (2000 fps) berhasil menangkap fenomena penyebaran dan pengumpulan kembali *droplet* secara detail pada permukaan logam panas.

2. **Sudut kontak histeresis (SKH)** berhasil dihitung secara akurat dari perbedaan antara sudut kontak maju (*advancing*) dan mundur (*receding*), masing-masing memiliki rata-rata $80,5^\circ$ dan $32,74^\circ$, menunjukkan nilai SKH yang cukup besar yaitu $47,76^\circ$.
3. **Pengolahan citra berbasis AI**, khususnya dengan arsitektur **ResNet-18** dan **GAN (ESRGAN)**, secara signifikan meningkatkan kualitas citra dengan mengurangi *noise* dan memperjelas batas antarmuka fluida, sehingga memungkinkan pengukuran sudut kontak yang lebih presisi.
4. Teknologi AI terbukti **mengatasi keterbatasan metode konvensional** dalam pengolahan citra dengan kecepatan tinggi dan kondisi eksperimental yang tidak ideal, seperti *thermal artefact* dan *motion blur*.
5. Hasil distribusi statistik sudut kontak menunjukkan **konsistensi dan kestabilan data**, mendekati distribusi normal, yang memperkuat validitas hasil eksperimen.
6. Pendekatan *hybrid AI* yang digunakan memiliki **potensi besar untuk diterapkan dalam aplikasi industri**, khususnya pada sistem yang memerlukan pemantauan real-time terhadap dinamika *droplet*, seperti sistem pendinginan, antinoda es, dan rekayasa permukaan.
7. Penelitian ini memberikan **kontribusi metodologis dan praktis** dalam pengukuran SKH pada sistem dinamis serta membuka peluang riset lanjutan dalam pengembangan sistem akuisisi dan analisis data berbasis AI.

Daftar Pustaka

- Al, A., Alqahtani, M., Khan, A. I., Badi, A. Al, & Alqahtani, M. (2025). *Explainable Artificial Intelligence for Computer Vision and Quantum Explainable Artificial Intelligence Computer Vision and Quantum Machine for Learning*. 00.
- Burton, J. C., Sharpe, A. L., Van Der Veen, R. C. A., Franco, A., & Nagel, S. R. (2012). Geometry of the vapor layer under a

- Leidenfrost drop. *Physical Review Letters*, 109(7). <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.109.074301>
- Butt, H. J., Liu, J., Koynov, K., Straub, B., Hinduja, C., Roismann, I., Berger, R., Li, X., Vollmer, D., Steffen, W., & Kappl, M. (2022). Contact angle hysteresis. *Current Opinion in Colloid and Interface Science*, 59, 1–36. <https://doi.org/10.1016/j.cocis.2022.101574>
- Feng, Y., Wang, Q., Su, Y., Ma, W., Du, G., Wu, J., Liu, J., & Wang, Y. (2025). Application of artificial intelligence-based computer vision methods in liver diseases: a bibliometric analysis. *Intelligent Medicine*, January 2024. <https://doi.org/10.1016/j.imed.2024.09.008>
- Glocker, D. A. (1981). *An investigation of the vapor cushion thickness, temperature, and vaporization time of leidenfrost drops frank.*
- Jin-li, Y., Bin, L., A-kun, Y., Zhao-xiang, S., Xia, W., Aiguo, O., & Yan-de, L. (2025). A generalized model for seed internal quality detection based on terahertz imaging technology combined with image compressed sensing and improved-real ESRGAN. *Microchemical Journal*, 208(December 2024). <https://doi.org/10.1016/j.microc.2024.112410>
- Lei, D., Li, Y., Lin, M., & Wen, M. (2019). Model of Advancing and Receding Contact Angles on Rough Surfaces. *Journal of Physical Chemistry C*, 2025.
- Liu, H., & Cao, G. (2016). Effectiveness of the Young-Laplace equation at nanoscale. *Scientific Reports*, 6, 1–10. <https://doi.org/10.1038/srep23936>
- Mohammad Karim, A., Rothstein, J. P., & Kavehpour, H. P. (2018). Experimental study of dynamic contact angles on rough hydrophobic surfaces. *Journal of Colloid and Interface Science*, 513, 658–665. <https://doi.org/10.1016/j.jcis.2017.11.075>
- Park, M., Shin, H., Ho, Y., & Ha, S. (2011). *Open-Source-based Visualization of Flight Waypoint Tracking Using Flight Manipulation System*. 2(2), 1–10.
- Rohhila, S., & Singh, A. K. (2024). Deep learning-based encryption for secure transmission digital images: A survey. *Computers and Electrical Engineering*, 116(February). <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109236>
- Sachdeva, S., Sharma, U., Rajput, P., & Singhal, R. (2025). *Three-phased multi-scale residual-dense modified-U-Net architecture for deep image steganography*. 123(April), 1–21.
- Slama, A. Ben, Sahli, H., Amri, Y., & Trabelsi, H. (2023). Res-Net-VGG19: Improved tumor segmentation using MR images based on Res-Net architecture and efficient VGG gliomas grading. *Applications in Engineering Science*, 16(October). <https://doi.org/10.1016/j.apples.2023.100153>
- Wang, F., Xiang, M., & Yang, W. (2024). Effects of contact angle hysteresis on frosting and defrosting characteristics on vertical superhydrophobic surfaces. *Applied Thermal Engineering*, 236(June 2023). <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2023.121881>
- Wang, W., Xu, S., Wang, Y., & Chen, X. (2024). Contact angle hysteresis due to electric inhomogeneity of topographical patterning of dielectric layer in electrowetting. *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, 699(November 2023). <https://doi.org/10.1016/j.colsurfa.2024.134728>
- Wibowo, T., Widyatama, A., Kamal, S., Indarto, & Deendarlianto. (2021). The effect of ethylene glycol concentration on the interfacial dynamics of the successive droplets impacting onto a horizontal hot solid surface. *International Journal of Thermal*

Sciences, 159(August 2020).
<https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2020.106594>

- Wu, B., Kang, Y., Lu, C., Shui, L., Ouyang, W., Peng, Q., He, Q., & Liu, Z. (2023). A Simple Method to Measure the Contact Angle of Metal *Droplets* on Graphite. *Nanomanufacturing and Metrology*, 6(1), 1–11. <https://doi.org/10.1007/s41871-023-00207-4>
- Zhu, J., & Dai, X. (2019). A new model for contact angle hysteresis of superhydrophobic surface. *AIP Advances*, 9(6). <https://doi.org/10.1063/1.5100548>