

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi manufaktur modern menuntut adanya sistem verifikasi kualitas otomatis yang mampu meminimalkan kesalahan manusia serta meningkatkan efisiensi dan konsistensi hasil produksi. Dalam konteks ini, teknologi pemotongan *laser* menjadi salah satu proses pemesinan non-konvensional yang memiliki peran penting karena kemampuannya memotong berbagai jenis material dengan hasil potongan yang bersih, cepat, dan akurat (Dubey & Yadava, 2008). Proses ini memanfaatkan energi berkas *laser* terfokus yang diarahkan pada permukaan benda kerja untuk melelehkan, menguapkan, atau menghilangkan material sesuai pola yang diinginkan, tanpa menimbulkan gaya mekanik yang dapat menyebabkan deformasi pada benda kerja (Ion, 2005).

Namun demikian, kualitas hasil pemotongan *laser* dipengaruhi oleh berbagai parameter proses seperti daya *laser*, kecepatan pemotongan, dan ketebalan material (Riveiro et al., 2018). Ketidaktepatan pengaturan parameter-parameter ini dapat menyebabkan cacat permukaan seperti pembentukan *dross* (lelehan yang menempel di tepi potongan), ketidakteraturan *kerf width*, serta peningkatan kekasaran permukaan yang menurunkan performa produk akhir (Powell et al., 2011). Selain itu, Basar et al. (2025) menunjukkan bahwa analisis *heat affected zone* (HAZ) menggunakan pendekatan machine learning mampu meningkatkan akurasi identifikasi cacat termal pada proses *laser cutting*, sehingga memperkuat urgensi integrasi metode berbasis data dalam pengendalian mutu hasil pemotongan. Dalam industri manufaktur, fenomena ini berdampak pada meningkatnya *rework*, pemborosan energi dan material, serta menurunnya efisiensi operasional secara keseluruhan (Stevenson, 2021).

Proses penilaian kualitas hasil pemotongan hingga kini sebagian besar masih dilakukan melalui pemeriksaan visual manual oleh operator. Walaupun metode tersebut sederhana, evaluasi visual bersifat subyektif, memakan waktu, dan sangat bergantung pada pengalaman serta kondisi fisik operator (Newman & Jain, 1995). Hal ini menimbulkan inkonsistensi dalam proses pengendalian mutu (*quality control*), terutama pada lingkungan produksi yang memiliki volume kerja tinggi. Kondisi tersebut menuntut adanya sistem inspeksi otomatis yang mampu menilai kualitas hasil potongan secara objektif, cepat, dan terukur (Heizer et al., 2020).

Fenomena maraknya kesalahan manufaktur pada proses *laser cutting* tidak hanya dilaporkan dalam berbagai studi terdahulu, tetapi juga dirasakan secara langsung oleh penulis selama kegiatan praktikum dan pekerjaan *prototyping*. Berdasarkan observasi empiris yang dilakukan dalam lingkungan laboratorium, diperoleh temuan bahwa rata-rata sekitar 20-30% material akrilik yang diproses harus dibuang akibat kesalahan pengaturan parameter mesin, khususnya pada kombinasi daya dan kecepatan pemotongan yang tidak optimal. Kesalahan ini

umumnya berupa potongan yang tidak tembus, deformasi bentuk pada area sempit, serta pelelehan berlebih pada tepi potongan yang mengakibatkan hasil produk tidak dapat digunakan. Kondisi tersebut tidak hanya meningkatkan pemborosan material, tetapi juga berdampak pada bertambahnya waktu produksi dan biaya operasional akibat perlunya proses pemotongan ulang (*rework*). Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan sistematis berbasis data yang mampu membantu operator dalam menentukan parameter pemotongan secara lebih presisi dan konsisten, sehingga tingkat kegagalan proses dapat diminimalkan dan efisiensi manufaktur dapat ditingkatkan.

Perkembangan teknologi *computer vision* dan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) memberikan solusi potensial terhadap keterbatasan tersebut. Teknologi *computer vision* memungkinkan sistem komputer melakukan analisis citra secara otomatis melalui kombinasi antara pengolahan citra (*image processing*) dan berbagai algoritma analisis (Weimer et al., 2016). Dalam konteks industri manufaktur, sistem ini telah diterapkan pada berbagai bidang seperti deteksi cacat permukaan (Borah & Biswas, 2022) dan klasifikasi kualitas produk (Carvalho et al., 2023). Pendekatan canggih seperti *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*, juga telah banyak dieksplorasi untuk meningkatkan kemampuan deteksi dan klasifikasi secara otomatis (Wang et al., 2022). Meskipun metode seperti ini sangat kuat, implementasinya seringkali memerlukan *dataset* berlabel dalam jumlah besar (Chalapathy & Chawla, 2019), yang tidak selalu praktis dalam semua skenario industri.

Pendekatan lain seperti *unsupervised learning* juga telah digunakan untuk mengidentifikasi anomali tanpa memerlukan label (Bergmann et al., 2019). Namun, sebagian besar studi yang menerapkan metode-metode ini lebih berfokus pada deteksi cacat secara umum, bukan pada analisis kuantitatif yang menghubungkan parameter proses dengan kualitas hasil potongan. Misalnya, penelitian Weimer et al. (2016), Borah & Biswas (2022), dan Carvalho et al. (2023) menekankan pada sistem deteksi cacat, namun belum mengintegrasikan informasi geometrik hasil pemotongan dengan parameter operasi mesin. Dengan demikian, terdapat celah penelitian yang signifikan, yaitu belum adanya sistem yang tidak hanya mendeteksi ada atau tidaknya cacat, tetapi juga mampu mengukur kualitas potongan secara kuantitatif dan menghubungkannya langsung dengan variasi parameter proses untuk tujuan optimasi. Pendekatan evaluasi kualitas pemotongan laser berbasis citra juga telah diterapkan oleh Ahmad et al. (2022) yang menggunakan metode *image-based evaluation* untuk mengoptimalkan parameter pemotongan akrilik, sehingga mampu mengurangi kesalahan dimensi dan meningkatkan konsistensi kualitas hasil potongan.

Untuk menjawab celah penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem evaluasi kualitas pemotongan laser berbasis *computer vision* yang dikembangkan menggunakan pendekatan metrik geometris langsung. Sistem ini menggunakan kamera beresolusi tinggi untuk menangkap citra hasil pemotongan material akrilik, yang kemudian diproses melalui serangkaian tahap *image processing*. Selanjutnya, dilakukan perbandingan bentuk antara hasil potongan dengan pola ideal

menggunakan metrik *Intersection over Union (IoU)* untuk mengukur tingkat kesesuaian bentuk secara presisi (Scime & Beuth, 2018). Dengan menganalisis nilai *IoU* terhadap berbagai kombinasi parameter, proses ini memungkinkan sistem untuk menentukan kombinasi parameter pemotongan yang menghasilkan kualitas geometris terbaik secara objektif dan terukur. Untuk memberikan interpretasi yang lebih praktis, hasil kuantitatif ini selanjutnya akan dianalisis menggunakan algoritma *K-Means clustering* untuk mengelompokkan berbagai kombinasi parameter ke dalam beberapa tingkatan kualitas yang berbeda. Proses ini memungkinkan sistem untuk menentukan kombinasi parameter pemotongan yang menghasilkan kualitas terbaik dan bisa dibandingkan dengan parameter yang diberikan. Pendekatan ini juga dapat dikembangkan menjadi sistem *real-time feedback* untuk membantu operator mengatur daya dan kecepatan pemotongan secara optimal.

Melalui sistem ini, proses inspeksi kualitas dapat dilakukan secara otomatis, konsisten, dan berbasis data, sehingga mendukung implementasi konsep *smart manufacturing* dalam pengendalian mutu industri. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem otomasi industri berbasis visi komputer, meningkatkan efisiensi energi, serta memperkuat penerapan teknologi *Industry 4.0* dalam bidang manufaktur presisi.

1.2 Rumusan Masalah

Uraian pada latar belakang menjadi landasan bagi peneliti untuk melakukan penelitian mengenai “Optimasi Kualitas Pemotongan Laser Akrilik Menggunakan Sistem Identifikasi Berbasis Computer Vision”. Adapun pertanyaan penelitian yang diajukan sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan mengembangkan sistem identifikasi kualitas hasil pemotongan *laser* berbasis *computer vision* yang mampu menilai hasil potongan secara otomatis dan objektif?.
2. Bagaimana sistem identifikasi kualitas berbasis *computer vision* dapat digunakan untuk mengoptimalkan kombinasi parameter daya dan kecepatan pemotongan dalam rangka mengurangi waktu percobaan (*trial and error*) serta menekan biaya *prototyping* dan produksi di industri?
3. Bagaimana menerapkan teknik *image processing* untuk mempersiapkan citra hasil pemotongan (konversi *grayscale* dan *thresholding*) sebagai dasar penilaian kualitas melalui perbandingan dengan desain acuan?
4. Bagaimana hasil analisis nilai *IoU* dan penerapan algoritma *K-Means clustering* dapat digunakan untuk mengidentifikasi kombinasi parameter pemotongan yang optimal dan memberikan rekomendasi untuk mendukung proses pengambilan keputusan produksi yang efisien?
5. Bagaimana hasil implementasi sistem ini dapat memberikan rekomendasi parameter pemotongan optimal untuk mendukung penghematan waktu, biaya, dan peningkatan konsistensi kualitas hasil produksi?

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini sebagai berikut.

1. Merancang dan membangun sistem identifikasi kualitas hasil pemotongan laser yang mampu melakukan evaluasi hasil potongan secara otomatis, cepat, dan objektif menggunakan pendekatan *computer vision*.
2. Mengembangkan sistem evaluasi kualitas potongan yang dapat membantu industri mengurangi waktu percobaan (*trial and error*) dalam proses *prototyping* serta menekan biaya produksi melalui analisis visual berbasis data
3. Menerapkan teknik *image processing* untuk mempersiapkan citra hasil potongan sebagai dasar penilaian kualitas melalui perbandingan dengan citra acuan (*ground truth*).
4. Menganalisis pengaruh variasi daya *laser* dan kecepatan pemotongan terhadap kualitas geometris hasil potongan untuk menentukan kombinasi parameter yang paling optimal berdasarkan nilai *IoU* tertinggi.
5. Mengimplementasikan algoritma *K-Means clustering* sebagai analisis tambahan untuk mengelompokkan skor *IoU* ke dalam beberapa kategori kualitas praktis guna memberikan rekomendasi parameter yang lebih fleksibel.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini yang dapat dirasakan oleh pihak terkait antara lain sebagai berikut.

1.4.1 Bagi Mahasiswa

Memenuhi salah satu syarat dalam menyelesaikan studi Strata 1 pada Departemen Teknik Industri Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin serta menerapkan dan memperdalam ilmu yang telah diperoleh dibangku kuliah secara praktik. Penelitian ini memberikan pengalaman langsung dalam penerapan ilmu teknik industri, khususnya dalam bidang *manufacturing system engineering*, *computer vision*, dan *machine learning*. Melalui penelitian ini, mahasiswa dapat memahami secara mendalam hubungan antara parameter proses pemotongan *laser* dengan kualitas hasil potongan, serta mengaplikasikan konsep analisis data dan pengolahan citra digital (*image processing*) dalam pengambilan keputusan berbasis teknologi. Selain itu, penelitian ini juga meningkatkan kemampuan analitis dan teknis mahasiswa dalam mengembangkan sistem otomasi yang efisien untuk pengendalian mutu di industri.

1.4.2 Bagi Universitas

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi salah satu kontribusi nyata Universitas Hasanuddin dalam pengembangan riset dan teknologi terapan di bidang rekayasa manufaktur dan sistem cerdas. Melalui penelitian ini, universitas dapat memperkuat perannya sebagai pusat inovasi dalam penerapan *Industry 4.0*, khususnya dalam

bidang integrasi teknologi *computer vision* dan optimasi proses produksi. Penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi penelitian lanjutan yang berfokus pada penerapan kecerdasan buatan untuk efisiensi energi, otomatisasi produksi, dan pengendalian mutu berbasis data.

1.4.3 Bagi Industri

Penelitian ini diharapkan dapat membantu pelaku industri dan UMKM dalam menekan biaya *prototyping* serta mengurangi waktu yang dibutuhkan untuk proses *trial and error* pada penentuan parameter pemotongan *laser*. Sistem identifikasi kualitas berbasis *computer vision* yang dikembangkan dalam penelitian ini mampu mempercepat proses inspeksi, meningkatkan konsistensi hasil produksi, dan mengurangi potensi cacat produk. Dengan demikian, penerapan sistem ini dapat meningkatkan produktivitas, menghemat sumber daya, serta memperkuat daya saing industri lokal dalam menghadapi tuntutan efisiensi dan keberlanjutan produksi.

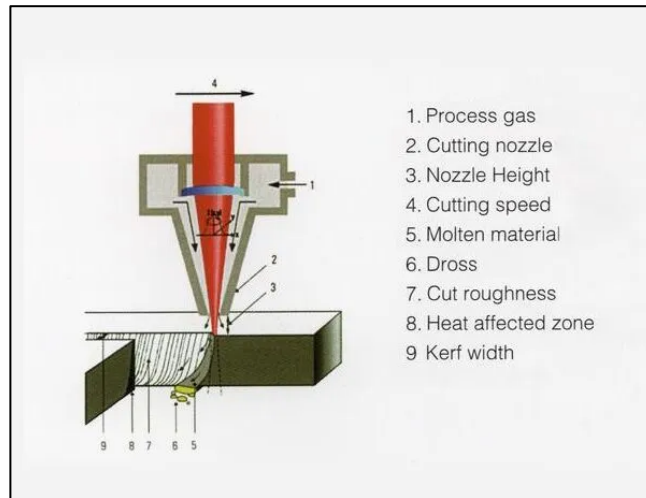
1.5 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut.

1. Penelitian ini berfokus pada proses pemotongan material akrilik menggunakan mesin *laser cutter* tipe CO₂, dengan variasi parameter proses berupa daya pemotongan (%) dan kecepatan pemotongan (mm/s) sebagai variabel utama.
2. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini difokuskan pada tahap evaluasi kualitas hasil potongan, bukan pada sistem pengendalian atau pengaturan parameter pemotongan secara otomatis.
3. Analisis kualitas hasil potongan dilakukan berdasarkan pengolahan citra dua dimensi (2D) yang diambil menggunakan kamera digital beresolusi tinggi dengan pencahayaan konstan dan posisi pengambilan gambar tetap.
4. Evaluasi kualitas dibatasi pada kesesuaian bentuk geometris yang diukur menggunakan metrik *Intersection over Union (IoU)*, tanpa melibatkan analisis tekstur atau warna permukaan potongan.
5. Algoritma yang digunakan untuk analisis pengelompokan tambahan adalah *K-Means clustering* sebagai pendekatan *unsupervised learning* sederhana yang efisien dan sesuai dengan karakteristik data penelitian.
6. Hasil penelitian ini difokuskan untuk menunjukkan hubungan antara parameter pemotongan terhadap kualitas hasil potongan, serta potensi penerapan sistem identifikasi berbasis *computer vision* untuk penghematan waktu dan biaya *prototyping* pada industri kecil dan menengah (UMKM).
7. Seluruh eksperimen dilakukan dalam lingkungan laboratorium dengan kondisi terkontrol, sehingga hasil penelitian ini tidak secara langsung mewakili seluruh variasi kondisi industri manufaktur skala besar.

1.6 Teori

1.6.1 Pemotongan laser (*Laser cutting*)



Gambar 1. Mekanisme Pemotongan Laser

Sumber: DXTech (2023)

Pemotongan *laser* merupakan metode pemesinan non-konvensional yang menggunakan energi sinar *laser* berintensitas tinggi untuk memotong material melalui mekanisme termal. Proses ini terjadi ketika energi dari berkas *laser* difokuskan oleh lensa pada permukaan material hingga mencapai suhu leleh atau titik uap material tersebut. Material yang meleleh akan ditiup keluar oleh gas bantu seperti oksigen, nitrogen, atau udara bertekanan, sehingga terbentuk celah potongan yang disebut *kerf* (Dubey & Yadava, 2008; Ion, 2005).

Keunggulan utama metode ini adalah presisi tinggi, kecepatan produksi cepat, serta kemampuan memotong bentuk kompleks tanpa kontak langsung antara alat dan benda kerja. Teknologi ini banyak diterapkan di industri manufaktur presisi, otomotif, periklanan, dan permesinan ringan. Prinsip dasar pemotongan *laser* melibatkan konversi energi listrik menjadi radiasi elektromagnetik monokromatik yang diarahkan melalui cermin dan difokuskan oleh lensa optik. Energi ini diserap oleh material dan diubah menjadi panas yang melelehkan atau menguapkan material di sepanjang jalur potongan. Menurut Powell et al. (2011), fenomena ini dapat dibagi ke dalam tiga mekanisme utama, yaitu *fusion cutting* (peleburan), *vaporization cutting* (penguapan), dan *reactive cutting* (reaksi kimia).

Standar karakterisasi berkas laser mengikuti pedoman ISO 11146-1 (2023) yang mendefinisikan metode pengukuran lebar berkas, sudut divergensi, serta rasio propagasi sebagai dasar penilaian kualitas pemotongan. Setiap mekanisme bergantung pada jenis material dan parameter proses yang digunakan. Pada pemotongan akrilik dengan CO_2 *laser*, mekanisme dominan adalah *fusion cutting* karena material plastik mengalami pelelehan termal sebelum terpisah sempurna.

Kualitas hasil potongan *laser* dipengaruhi oleh kombinasi beberapa parameter, antara lain:

1. Daya laser (*Laser Power*)

Ketika menentukan jumlah energi yang diberikan ke material. Daya yang terlalu tinggi menyebabkan pelelehan berlebih dan *dross formation*, sedangkan daya terlalu rendah menghasilkan potongan tidak sempurna (Riveiro et al., 2018).

2. Kecepatan Pemotongan (*Cutting Speed*)

Kecepatan pemotongan mengatur waktu paparan energi terhadap material. Kecepatan tinggi mengurangi pelelehan tetapi meningkatkan risiko potongan tidak menembus benda kerja.

3. Fokus Lensa (*Focal Position*)

Posisi titik fokus relatif terhadap permukaan benda kerja berpengaruh pada distribusi energi termal. Fokus yang terlalu dalam memperlebar *kerf width*, sedangkan fokus di atas permukaan menghasilkan potongan kasar.

4. Tekanan dan Jenis Gas Bantu

Gas nitrogen menghasilkan potongan bersih tanpa oksidasi, sedangkan oksigen meningkatkan laju pemotongan melalui reaksi eksotermik tetapi meninggalkan noda terbakar di tepi potongan.

5. Ketebalan Material

Semakin tebal material, semakin besar daya dan waktu yang dibutuhkan untuk mencapai potongan sempurna.

Studi Palanisamy et al. (2023) menegaskan bahwa pada pemotongan akrilik menggunakan CO_2 *laser*, kecepatan pemotongan memiliki pengaruh dominan terhadap terbentuknya *heat affected zone (HAZ)*. Sementara Der et al. (2025) menemukan bahwa kombinasi daya menengah (55–65%) dan kecepatan tinggi menghasilkan potongan dengan presisi tinggi serta mengurangi pembentukan *dross*.

Kualitas hasil pemotongan dapat dievaluasi berdasarkan beberapa indikator utama, yaitu lebar potongan (*kerf width*), kekasaran permukaan (*surface roughness*), bentuk tepi potongan, dan luas daerah yang terpengaruh panas (*HAZ*). *HAZ* merupakan area di sekitar garis potong yang mengalami perubahan sifat termal tanpa terpotong secara langsung. Semakin luas *HAZ*, semakin tinggi potensi deformasi termal pada hasil potongan.

Penelitian terbaru oleh Basar et al. (2025) menyebutkan bahwa pengaturan parameter proses yang tepat dapat menurunkan nilai *HAZ* hingga 40% dan menghemat konsumsi energi hingga 15%. Hal ini menunjukkan bahwa pengendalian parameter proses *laser* tidak hanya berpengaruh pada kualitas produk, tetapi juga pada efisiensi energi dalam skala industri.

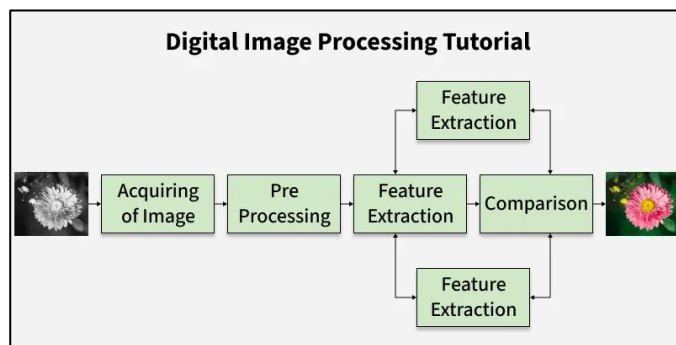
Dalam penelitian ini, teori pemotongan *laser* menjadi dasar untuk memahami hubungan antara variasi daya dan kecepatan pemotongan terhadap bentuk hasil potongan akrilik. Analisis hasil pemotongan tidak dilakukan melalui pengukuran manual, tetapi melalui sistem *computer vision* yang menganalisis bentuk citra hasil potongan secara otomatis. Pendekatan ini membantu mempercepat proses evaluasi dan mengurangi kebutuhan percobaan berulang, sehingga dapat

menurunkan biaya dan waktu *prototyping* pada proses produksi berbasis *laser cutting*.

1.6.2 Pengolahan citra digital (*Image processing*)

Image processing adalah cabang ilmu yang mempelajari teknik manipulasi dan analisis citra digital agar dapat diproses oleh komputer untuk menghasilkan informasi yang bermakna. Menurut Newman dan Jain (1995), pengolahan citra melibatkan serangkaian operasi matematis terhadap piksel dalam gambar untuk meningkatkan kualitas visual, mengekstraksi fitur penting, dan menghilangkan gangguan (*noise*).

Dalam penelitian industri modern, *image processing* digunakan sebagai langkah awal dalam sistem *computer vision* untuk mengubah citra hasil pemotongan menjadi data numerik yang dapat diukur dan dianalisis secara objektif.



Gambar 2. Alur Proses *Image Processing*
Sumber: GeeksforGeeks (2025)

Tahapan pengolahan citra terdiri atas *pre-processing*, *segmentation*, *feature extraction*, dan *feature selection*.

1. *Pre-processing*

Bertujuan meningkatkan kualitas citra melalui penghilangan *noise* dan penyesuaian pencahayaan. Citra dikonversi ke format skala abu-abu (*grayscale*), kemudian dilakukan normalisasi dan penajaman tepi (*edge enhancement*).

2. *Segmentation*

Proses pemisahan objek utama dari latar belakang menggunakan metode seperti *thresholding* atau *Canny edge detection*. Segmentasi yang baik menentukan keakuratan analisis fitur berikutnya.

3. *Feature Extraction*

Mengambil informasi geometrik dari citra seperti luas area (*area*), keliling (*perimeter*), rasio aspek (*aspect ratio*), dan *Hu Moments*.

4. *Feature Selection & Comparison*

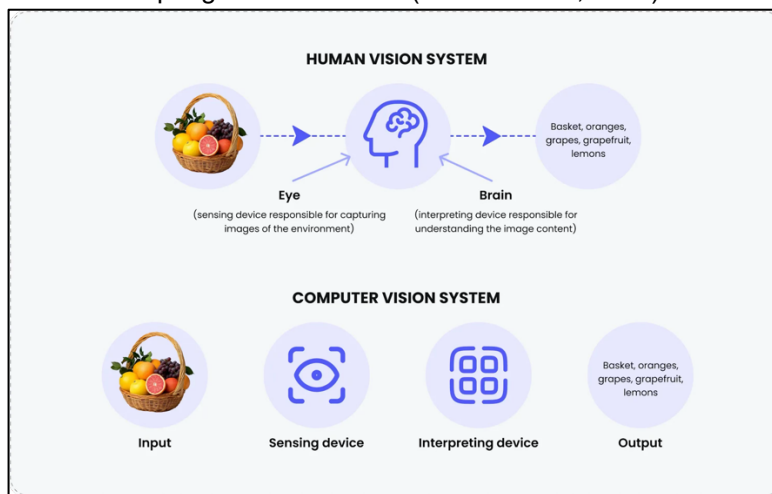
Menyaring fitur yang paling relevan untuk mengurangi kompleksitas perhitungan dan meningkatkan kecepatan analisis.

Menurut Carvalho et al. (2023), kombinasi antara ekstraksi fitur dan segmentasi berbasis tepi dapat meningkatkan akurasi deteksi hingga 95% dalam aplikasi inspeksi produk berbasis citra.

Dalam penelitian ini, *image processing* berfungsi mengubah citra hasil pemotongan akrilik menjadi bentuk data numerik yang dapat dianalisis oleh algoritma *machine learning*. Hasil pengolahan citra menghasilkan parameter bentuk yang merepresentasikan kualitas hasil potongan, yang kemudian digunakan untuk mengelompokkan hasil pemotongan berdasarkan kemiripan geometrik. Basar et al. (2025) menunjukkan bahwa sistem berbasis pengolahan citra dapat menurunkan waktu inspeksi hingga 60% dan meningkatkan konsistensi hasil evaluasi dibandingkan metode manual.

1.6.3 Visi komputer (*Computer vision*)

Computer vision merupakan bidang ilmu yang memungkinkan komputer memahami dan menafsirkan informasi visual dari gambar atau video. Teknologi ini menggabungkan teknik pengolahan citra, pengenalan pola, dan kecerdasan buatan untuk meniru sistem penglihatan manusia (Weimer et al., 2016).



Gambar 3. Perbandingan Visi Manusia dengan Visi Komputer
Sumber: MadDevs (2025)

Secara umum, sistem *computer vision* memiliki tiga tahapan utama: akuisisi citra, pemrosesan dan analisis citra, serta interpretasi hasil untuk pengambilan keputusan.

1. Akuisisi Citra (*Image Acquisition*)

Melibatkan pengambilan gambar menggunakan kamera atau sensor optik di bawah kondisi pencahayaan yang terkontrol.

2. Pemrosesan Citra (*Image Processing*)

Meliputi peningkatan kualitas dan ekstraksi fitur citra hasil pemotongan.

3. Analisis Visual dan Keputusan

Citra yang telah diolah digunakan untuk mengenali pola atau bentuk objek, kemudian dibandingkan dengan standar kualitas tertentu.

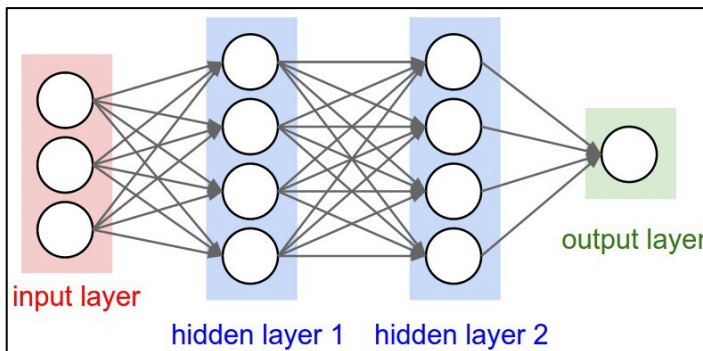
Menurut Zhu et al. (2025), penerapan sistem visi komputer berbasis *adaptive spatial fusion* pada proses *laser cutting* mampu meningkatkan akurasi deteksi cacat hingga 95%.

Dalam konteks industri, *computer vision* digunakan untuk inspeksi dimensi, deteksi cacat, dan evaluasi kualitas permukaan. Penerapan teknologi ini terbukti meningkatkan efisiensi dan mengurangi kesalahan manusia (Borah & Biswas, 2022).

Dalam penelitian ini, *computer vision* digunakan untuk menilai hasil pemotongan akrilik berdasarkan kesesuaian bentuk potongan terhadap pola ideal. Sistem ini berfungsi sebagai pengganti inspeksi manual, mempercepat analisis kualitas, dan mengurangi subjektivitas penilaian.

1.6.4 Machine learning

Machine learning adalah cabang kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan komputer untuk mempelajari pola dari data dan membuat prediksi tanpa pemrograman eksplisit (Chalapathy & Chawla, 2019). Proses pembelajaran dilakukan dengan membangun model matematis dari data masukan dan menghasilkan keputusan berdasarkan pola yang ditemukan. Dalam dunia industri, *machine learning* telah digunakan untuk inspeksi kualitas, prediksi kegagalan mesin, dan optimasi proses manufaktur. Penelitian oleh Patil et al. (2024) menunjukkan bahwa penggunaan *deep learning* berbasis *convolutional neural network (CNN)* mampu meningkatkan akurasi deteksi cacat hasil *laser cutting* hingga 98%, meskipun membutuhkan sumber daya komputasi tinggi.



Gambar 4. Mekanisme Proses *Machine Learning*
Sumber: Medium (2017)

Untuk melakukan evaluasi dan analisis data secara kuantitatif dalam konteks *computer vision*, digunakan berbagai metrik dan algoritma. *Intersection over Union (IoU)* adalah metrik kuantitatif yang esensial dalam aplikasi *computer vision* dan sering digunakan untuk mengevaluasi performa model *machine learning*,

khususnya dalam tugas deteksi objek. Dikenal juga sebagai *Indeks Jaccard*, *IoU* sangat efektif untuk mengukur kesamaan bentuk antara objek yang diobservasi dengan objek referensi (*ground truth*). Dalam penelitian ini, *IoU* berfungsi sebagai metrik evaluasi utama untuk memberikan skor numerik terhadap seberapa presisi bentuk hasil pemotongan *laser*. Nilai *IoU* yang tinggi menunjukkan kesesuaian geometris yang tinggi, yang menjadi dasar untuk menentukan parameter pemotongan yang optimal (Zhao & Xu, 2024).

Penelitian ini menggunakan pendekatan *unsupervised learning* dengan algoritma *K-Means clustering* untuk mengelompokkan hasil potongan berdasarkan nilai *IoU*. Pendekatan ini dipilih karena lebih efisien dan sesuai untuk aplikasi industri kecil-menengah yang membutuhkan proses analisis cepat, hemat biaya, dan tidak bergantung pada dataset besar. Dalam penelitian ini, ia digunakan untuk mengelompokkan skor *IoU* ke dalam beberapa tingkatan kualitas (misalnya: 'Optimal', 'Cukup') guna memberikan interpretasi yang lebih praktis terhadap hasil. Metode *machine learning* terbagi menjadi dua kategori utama, yaitu *supervised learning* dan *unsupervised learning*. *Supervised learning* menggunakan data berlabel, sementara *unsupervised learning* bekerja tanpa label dan bertujuan untuk menemukan struktur tersembunyi dalam data (Bergmann et al., 2019). Pada penelitian ini, pendekatan *unsupervised learning* digunakan karena tidak memerlukan data berlabel dan lebih efisien untuk proses pengelompokan hasil potongan berdasarkan kemiripan bentuk (Zhang et al., 2023).

1.7 Literature Review

Tabel 1. Literature Review

No.	Nama Peneliti (Tahun) dan Judul	Tujuan Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Gap Penelitian
1	Palanisamy et al. (2023) - <i>Parametric and Heat Affected Zone Study on CO₂ Laser Machining of Acrylic Materials</i>	Menganalisis pengaruh variasi daya <i>laser</i> dan kecepatan pemotongan terhadap kualitas potongan akrilik, khususnya pada parameter <i>heat affected zone (HAZ)</i>	Metode eksperimental dengan variasi daya 30–60% dan kecepatan 5–20 mm/s, menggunakan pengamatan mikroskop optik dan pengukuran dimensi hasil potongan.	Peningkatan daya <i>laser</i> memperluas HAZ dan memperhalus potongan; peningkatan kecepatan menurunkan HAZ namun berisiko potongan tidak tembus.	Penelitian masih menggunakan pengukuran manual dan belum menerapkan sistem analisis berbasis citra digital atau kecerdasan buatan untuk evaluasi otomatis.

No.	Nama Peneliti (Tahun) dan Judul	Tujuan Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Gap Penelitian
		dan <i>kerf width</i> .			
2	Der et al. (2025) - <i>Multi-Output Prediction and Optimization of CO₂ Laser Cutting Parameters for PMMA Using Machine Learning Approaches (MDPI Polymers)</i>	Mengoptimalkan parameter pemotongan PMMA (akrilik) menggunakan model statistik dan <i>machine learning</i> untuk mendapatkan kualitas potongan terbaik.	Pendekatan kombinasi <i>Response Surface Methodology (RSM)</i> dan algoritma <i>Random Forest Regression</i> untuk prediksi parameter optimal.	Kombinasi daya 55–65% dan kecepatan tinggi menghasilkan potongan halus dengan HAZ minimum; model <i>machine learning</i> menurunkan kebutuhan uji coba hingga 40%.	Sistem hanya berfungsi untuk prediksi berbasis data parameter, belum mengintegrasikan analisis visual hasil potongan secara langsung.
3	Riveiro et al. (2022) - <i>Review on Laser Cutting of Polymers: Mechanisms and Process Control</i>	Mengkaji hubungan antara parameter proses <i>laser</i> dan karakteristik hasil potongan pada berbagai jenis polimer, termasuk akrilik.	Studi literatur dan eksperimen pendukung terkait fenomena termal, gas bantu, dan absorptivitas material polimer.	Menunjukkan bahwa cacat seperti <i>dross</i> dan <i>burn marks</i> disebabkan oleh distribusi panas yang tidak homogen; menekankan pentingnya kontrol visual dalam evaluasi kualitas.	Belum mengembangkan sistem pengamatan otomatis berbasis <i>computer vision</i> untuk menganalisis cacat permukaan hasil potongan.
4	Carvalho et al. (2023) - <i>Geometric Feature-Based</i>	Mengembangkan metode pengukuran dimensi produk industri	Menggunakan teknik <i>image processing</i> dan perhitungan <i>Hu Moments</i>	Akurasi pengukuran mencapai 95%, mampu mendeteksi ketidaksejajaran	Tidak diaplikasikan pada hasil pemotongan <i>laser</i> , serta belum

No.	Nama Peneliti (Tahun) dan Judul	Tujuan Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Gap Penelitian
	<i>Image Processing for Dimensional Measurement in Industrial Products</i>	berbasis analisis citra geometrik.	untuk menilai kesimetrian bentuk dan distorsi.	bentuk secara visual.	mempertimbangkan variasi parameter proses sebagai variabel analisis.
5	Basar et al. (2025) - <i>Experimental Evaluation and Machine Learning-Based Study on HAZ in CO₂ Laser Cutting of ABS Plates</i>	Membangun sistem inspeksi otomatis untuk mendeteksi cacat hasil <i>laser cutting</i> logam menggunakan <i>machine learning</i> .	Menggabungkan <i>image processing</i> dan algoritma <i>Support Vector Machine (SVM)</i> untuk klasifikasi cacat.	Waktu inspeksi berkurang hingga 60% dengan akurasi 90%; meningkatkan konsistensi penilaian kualitas.	Fokus pada material logam; tidak meneliti material akrilik yang memiliki karakteristik optik berbeda.
6	Zhu et al. (2025) - <i>Detection of Defects in Laser Cutting Diamonds Based on Adaptive Spatial Fusion Operations</i>	Mengembangkan metode deteksi cacat mikro pada hasil <i>laser cutting</i> material keras dengan <i>adaptive spatial fusion</i> .	Menggunakan kombinasi <i>feature fusion</i> dan <i>deep learning</i> untuk menggabungkan berbagai parameter visual.	Akurasi deteksi cacat mencapai 95%; sistem mampu beradaptasi terhadap variasi pencahayaan dan orientasi.	Aplikasi hanya terbatas pada material kristal; belum diterapkan untuk material polimer seperti akrilik.
7	Patil et al. (2024) -	Mengidentifikasi cacat	Model <i>CNN</i> dilatih dengan	Sistem mencapai	Membutuhkan dataset besar

No.	Nama Peneliti (Tahun) dan Judul	Tujuan Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian	Gap Penelitian
	<i>Defect Detection in Laser-Cut Metals Using Convolutional Neural Network (CNN)</i>	permukaan hasil <i>laser cutting</i> logam secara otomatis menggunakan <i>deep learning</i> .	dataset hasil citra pemotongan; evaluasi menggunakan metrik akurasi dan <i>confusion matrix</i> .	akurasi deteksi 98% terhadap jenis cacat permukaan.	dan waktu komputasi tinggi; tidak efisien untuk industri kecil-menengah.
8	Alsaadawy et al. (2024) - <i>A Comprehensive Review on Machine Learning for Laser Cutting Quality Optimization</i>	Mengulas penerapan <i>machine learning</i> untuk prediksi kualitas hasil potongan logam.	Studi pustaka dan meta-analisis terhadap 150 penelitian terdahulu.	Ditemukan bahwa kombinasi <i>machine learning</i> dan <i>computer vision</i> meningkatkan efisiensi inspeksi hingga 70%.	Belum banyak diterapkan pada material non-logam seperti akrilik, serta belum ada sistem pengelompokan berbasis citra visual.

Dari berbagai penelitian terdahulu, terlihat bahwa sebagian besar studi berfokus pada optimasi parameter pemotongan atau analisis fisik hasil potongan, tetapi belum banyak yang mengintegrasikan sistem *computer vision* untuk menilai kualitas hasil pemotongan secara kuantitatif, visual, dan otomatis. Selain itu, sebagian besar penelitian masih berorientasi pada material logam, padahal material akrilik memiliki karakteristik termal, optik, dan perilaku pelelehan yang berbeda secara signifikan.

Penelitian ini hadir untuk mengisi *gap* tersebut dengan mengembangkan sistem evaluasi berbasis citra digital yang mampu menilai hasil pemotongan akrilik melalui pengukuran geometris menggunakan metrik *Intersection over Union (IoU)*. Sebagai analisis tambahan, hasil pengukuran ini kemudian diinterpretasikan lebih lanjut menggunakan algoritma *K-Means clustering* untuk mengelompokkan kualitas potongan ke dalam beberapa kategori praktis. Pendekatan ini memungkinkan proses identifikasi kualitas dilakukan secara cepat, konsisten, dan efisien, sehingga mendukung penghematan waktu dan biaya *prototyping* dalam proses manufaktur berbasis *laser cutting*.

BAB II METODE PENELITIAN

2.1 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah proses optimasi pemotongan material akrilik menggunakan mesin Fusion Edge 12 CO₂ Laser Cutter buatan Epilog Laser. Penelitian ini difokuskan untuk mengevaluasi pengaruh variasi parameter proses (daya dan kecepatan) terhadap kualitas geometris hasil potongan. Kualitas tersebut diukur secara kuantitatif menggunakan sistem identifikasi berbasis *computer vision* yang menerapkan metrik *Intersection over Union (IoU)* dan dianalisis lebih lanjut menggunakan algoritma *K-Means clustering*.

Material yang digunakan berupa lembaran akrilik solid dengan ketebalan 2 mm dan ukuran 210 × 297 mm. Proses pemotongan dilakukan dengan pola logo Universitas Hasanuddin (UNHAS) dalam format vektor (.svg), yang dipilih karena memiliki kombinasi bentuk geometrik kompleks (lingkaran, garis, dan lengkung tajam) yang mewakili variasi bentuk umum pada produk berbasis akrilik. Logo yang digunakan telah disesuaikan dengan logo resmi terbaru Universitas Hasanuddin sebagaimana tercantum pada laman resmi universitas (unhas.ac.id), sehingga bentuk acuan yang digunakan merepresentasikan identitas visual institusi yang berlaku saat penelitian dilakukan. Total dilakukan 28 variasi pemotongan, yang berbeda pada kombinasi parameter daya (*laser power*) dan kecepatan pemotongan (*cutting speed*). Setiap hasil potongan diambil citranya menggunakan kamera digital beresolusi tinggi di bawah pencahayaan konstan, kemudian dianalisis menggunakan sistem *computer vision*.

Analisis dilakukan untuk mengukur kesesuaian bentuk setiap hasil potongan terhadap pola ideal menggunakan metrik *IoU*. Selanjutnya, skor *IoU* yang diperoleh dikelompokkan menggunakan *K-Means clustering* untuk mengidentifikasi kategori kualitas yang berbeda. Dengan demikian, penelitian ini bersifat eksperimental dan analitis, yaitu untuk menentukan kombinasi parameter yang menghasilkan kualitas pemotongan paling optimal serta memberikan pemahaman praktis mengenai rentang parameter yang dapat diterima.

2.2 Sumber Data

Sumber data dari penelitian yaitu data primer. Menurut Sugiyono (2019), data primer adalah sumber data yang langsung memberikan data kepada pengumpul data. Data primer dikumpulkan sendiri oleh peneliti dari sumber pertama atau tempat objek penelitian dilakukan. Pengambilan data primer memungkinkan peneliti mendapatkan informasi yang pertama kali (*original*) dan tidak dipengaruhi oleh penelitian lain.

Sumber data dalam penelitian ini terbagi menjadi dua, yaitu data primer dan data sekunder, yang saling melengkapi dalam proses analisis.

Data primer diperoleh secara langsung melalui eksperimen pemotongan nyata menggunakan mesin *Fusion Edge 12 CO₂ Laser*. Sebanyak 28 sampel hasil potongan diperoleh dari variasi kombinasi parameter yang berbeda, dengan kisaran daya antara 10-80%, kecepatan 10-250 mm/s, dan frekuensi tetap. Citra hasil pemotongan diambil dari setiap sampel dengan pencahayaan seragam menggunakan *lighting box* untuk menjaga konsistensi warna dan tekstur visual. Data citra yang dihasilkan kemudian diproses melalui sistem identifikasi visual berbasis *computer vision*. Model *machine learning* yang digunakan untuk analisis telah melalui tahap *training* pada dataset sebelumnya. Pada penelitian ini, model tidak lagi dilatih ulang, tetapi diuji secara langsung (*inference testing*) untuk menilai performa sistem terhadap data baru. Data primer mencakup hasil pengelompokan otomatis kualitas potongan, hasil perbandingan dengan evaluasi manual, serta dokumentasi citra hasil pemotongan.

Data sekunder diperoleh dari berbagai sumber literatur ilmiah seperti jurnal, buku, dan laporan penelitian yang relevan. Sumber ini digunakan sebagai dasar teoretis dalam menjelaskan hubungan antara parameter proses *laser cutting* dengan kualitas hasil potongan, serta sebagai referensi untuk metode pengolahan citra dan penerapan *machine learning* dalam inspeksi kualitas industri.

Kombinasi kedua jenis data tersebut digunakan untuk menguji validitas dan reliabilitas sistem yang dikembangkan. Dengan adanya data empiris dari hasil pemotongan nyata, sistem dapat diverifikasi performanya dalam kondisi operasional yang menyerupai lingkungan industri sesungguhnya.

2.3 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui tiga tahapan utama yang saling berhubungan:

1. Tahap Eksperimen Pemotongan

Pada tahap ini, material akrilik dipotong menggunakan mesin *Fusion Edge 12* dengan 28 variasi kombinasi parameter. Pola yang digunakan adalah logo UNHAS dalam format vektor (.svg) yang diimpor ke perangkat lunak *Epilog Job Manager*. Tujuan dari variasi ini adalah untuk menghasilkan perbedaan kualitas potongan dari segi kehalusan, ketajaman tepi, dan tingkat distorsi, yang kemudian menjadi data uji bagi sistem identifikasi.

Setiap hasil potongan diberi kode (L1-L28) dan didokumentasikan segera setelah proses pemotongan selesai untuk menghindari kontaminasi debu atau goresan pada permukaan.

2. Tahap Akuisisi Citra

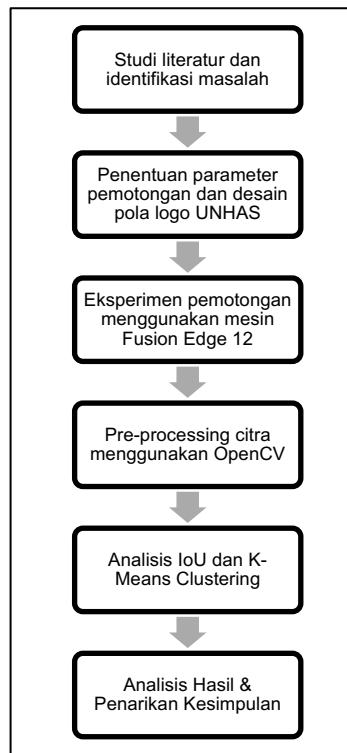
Seluruh sampel hasil pemotongan difoto menggunakan kamera digital Canon EOS 1600D dengan resolusi 18 MP, jarak tetap 20 cm, dan pencahayaan seragam dari *LED lighting box*. Gambar diambil dari posisi tegak lurus terhadap permukaan benda kerja agar tidak terjadi distorsi perspektif. Citra disimpan dalam format *JPEG* berukuran 4000 × 3000 piksel dengan pengaturan *white balance* otomatis.

3. Tahap Pengolahan Data dan Analisis Sistem

ata citra yang telah terkumpul diolah menggunakan perangkat lunak Python dengan pustaka OpenCV dan NumPy untuk menghasilkan data kuantitatif. Tahapan analisis diawali dengan *pra-pemrosesan citra*, di mana setiap gambar dikonversi ke format *grayscale* (skala abu-abu) lalu diubah menjadi citra biner (*binary image*) melalui proses *thresholding*. Citra biner yang dihasilkan kemudian menjadi dasar untuk pengumpulan data kuantitatif utama, yaitu skor *Intersection over Union (IoU)*. Skor ini diperoleh dengan membandingkan citra biner dari setiap hasil potongan dengan citra biner dari desain acuan (*ground truth*). Setelah 28 skor *IoU* terkumpul, data tersebut digunakan sebagai masukan untuk analisis tambahan menggunakan algoritma *K-Means clustering*. Analisis ini bertujuan untuk mengelompokkan hasil-hasil pemotongan ke dalam beberapa kategori kualitas praktis (misalnya: 'Optimal', 'Cukup', 'Kurang') guna memberikan interpretasi yang lebih mendalam terhadap sebaran hasil. Setiap hasil pengelompokan dibandingkan dengan penilaian manual untuk melakukan verifikasi tingkat akurasi sistem.

2.4 Diagram Alir Penelitian

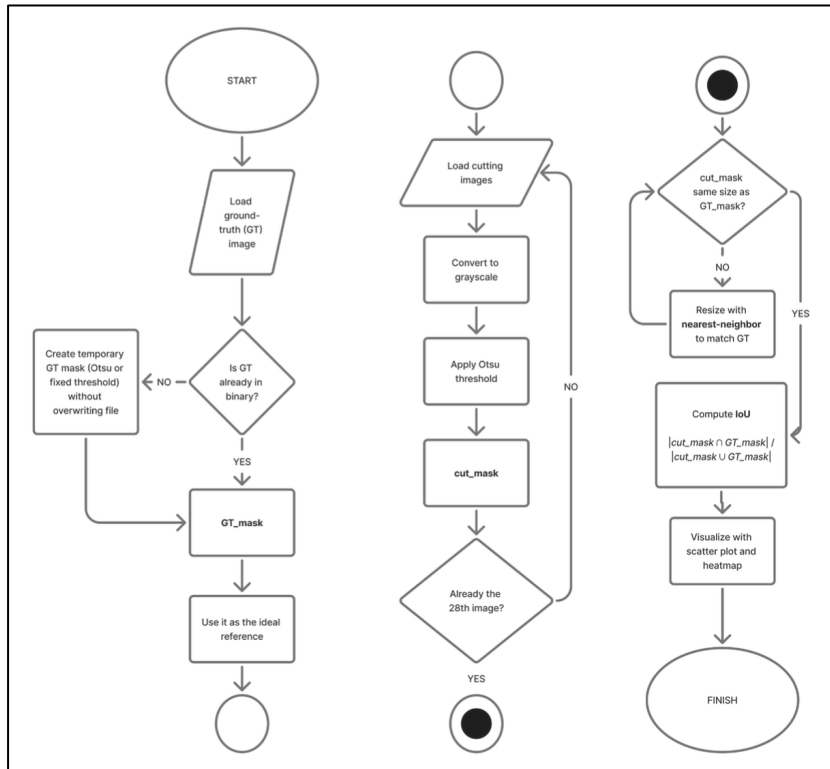
Diagram alir penelitian adalah representasi visual dari tahapan penelitian. Adapun diagram alir pada penelitian dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 5. Diagram Alir Penelitian
Sumber: Penulis (2025)

Diagram alir penelitian tersebut menggambarkan urutan sistematis dari seluruh proses yang dilakukan mulai dari identifikasi masalah hingga evaluasi hasil akhir. Tujuan penyusunan diagram ini adalah untuk memastikan setiap tahapan penelitian berjalan logis, berurutan, dan dapat ditelusuri kembali (*traceable*). Secara umum, penelitian ini terbagi ke dalam tiga fase utama, yaitu tahap persiapan, tahap pelaksanaan eksperimen dan pengolahan data, serta tahap analisis dan verifikasi sistem.

1. Tahap awal ini melibatkan pengkajian pustaka terkait teknologi pemotongan *laser*, *computer vision*, dan metode analisis kuantitatif. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi celah penelitian serta merumuskan masalah, hipotesis, dan tujuan penelitian secara jelas.
2. Tahap kedua adalah perancangan eksperimen dan persiapan model sistem. Pada tahap ini, dilakukan pemilihan material, penentuan pola pemotongan berupa logo UNHAS, serta pengaturan parameter awal mesin *Fusion Edge 12*. Model sistem berbasis *computer vision* yang telah dikembangkan, serta penetapan variasi parameter yang akan diuji (daya *laser* dan kecepatan pemotongan).
3. Tahap berikutnya adalah pelaksanaan eksperimen pemotongan. Proses ini dilakukan sebanyak 28 kali dengan kombinasi parameter daya (*laser power*) dan kecepatan pemotongan (*cutting speed*) yang berbeda. Setiap hasil potongan difoto di bawah kondisi pencahayaan seragam menggunakan *soft lighting* agar citra yang diperoleh memiliki karakteristik visual konsisten. Hasil foto disimpan dalam format *JPEG* dan diberi kode unik (L1-L28) untuk memudahkan pengelolaan data.
4. Tahap selanjutnya adalah pengolahan citra (*image processing*). Setiap citra dari hasil pemotongan diolah menggunakan pustaka OpenCV. Proses ini meliputi konversi citra ke format *grayscale* (skala abu-abu) dan *thresholding* untuk menghasilkan citra biner (*binary image*) yang jelas memisahkan objek potongan dari latar belakang..
5. Tahap utama adalah analisis IoU dan K-Means Clustering. Data hasil ekstraksi fitur kemudian dianalisis dengan dibandingkan dengan citra biner dari desain acuan (*ground truth*) untuk menghitung skor *Intersection over Union (IoU)*. Pertama, skor *Intersection over Union (IoU)* dihitung untuk setiap sampel dengan membandingkan citra binernya dengan desain acuan (*ground truth*). Kedua, skor *IoU* yang terkumpul dianalisis lebih lanjut menggunakan algoritma *K-Means clustering* untuk mengelompokkan hasil ke dalam beberapa kategori kualitas praktis.
6. Tahap terakhir adalah analisis hasil & penarikan kesimpulan. Pada tahap akhir, data *IoU* dan hasil *clustering* dianalisis untuk mengidentifikasi kombinasi parameter yang paling optimal. Dari analisis ini, dilakukan pembahasan, ditarik kesimpulan, dan diberikan saran yang menjawab rumusan masalah penelitian.



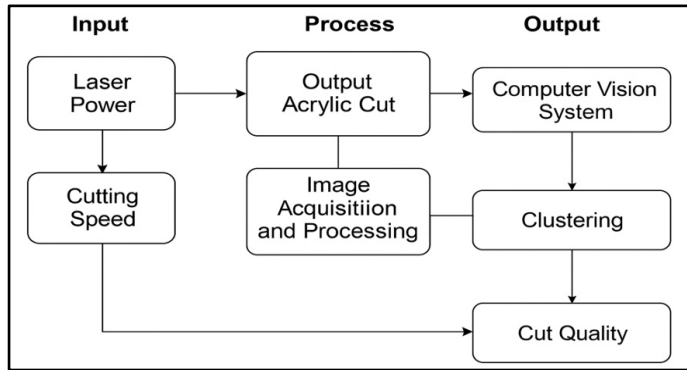
Gambar 6. Diagram alir proses evaluasi hasil pemotongan akrilik berbasis *computer vision*
Sumber: Penulis (2025)

Diagram alir tersebut mengilustrasikan alur kerja sistematis dari evaluasi kualitas yang diimplementasikan dalam penelitian ini. Proses diawali dengan preparasi data citra, yang terdiri dari satu citra acuan ideal (*ground truth*) dan 28 citra hasil pemotongan. Setiap jenis citra kemudian melalui tahapan *pra-pemrosesan* yang seragam, meliputi konversi *grayscale* dan *thresholding* untuk menghasilkan representasi citra biner (*binary mask*), yang masing-masing disebut *GT_mask* dan *cut_mask*. Sebelum komparasi, dilakukan penyesuaian dimensi untuk memastikan *cut_mask* memiliki ukuran yang identik dengan *GT_mask* menggunakan metode interpolasi *nearest-neighbor*. Selanjutnya, metrik *Intersection over Union (IoU)* dihitung untuk memperoleh skor kuantitatif yang merepresentasikan tingkat kesesuaian bentuk geometris. Sebagai tahap akhir, data skor *IoU* yang terkumpul dari seluruh sampel divisualisasikan dalam bentuk *heatmap* dan *scatter plot* sebagai dasar untuk analisis dan penarikan kesimpulan.

Dengan demikian, diagram alir penelitian menunjukkan hubungan logis antara seluruh proses mulai dari persiapan, eksperimen, pengolahan citra, hingga verifikasi sistem. Alur ini juga memastikan bahwa penelitian berjalan sistematis dan hasilnya dapat digunakan sebagai dasar pengembangan sistem inspeksi visual berbasis *computer vision* di masa mendatang.

2.5 Kerangka Konseptual

Kerangka konseptual merupakan bentuk kerangka berpikir yang menjelaskan bagaimana aspek yang akan diteliti berinteraksi satu sama lain. Adapun kerangka konseptual penelitian ini sebagai berikut.



Gambar 7. Kerangka Konseptual

Sumber: Data Primer, (2025)

Kerangka konseptual dalam penelitian ini menjelaskan hubungan antara parameter proses pemotongan akrilik menggunakan *laser cutting*, tahapan pengolahan citra berbasis *computer vision*, serta hasil evaluasi kualitas yang direpresentasikan melalui metrik *Intersection over Union (IoU)*. Secara garis besar, penelitian ini dimulai dari masukan berupa parameter fisik proses pemotongan, kemudian melalui serangkaian tahap pengolahan citra digital untuk menghasilkan nilai kuantitatif yang menggambarkan tingkat presisi hasil pemotongan terhadap desain acuan.

Tahapan input meliputi pengaturan dua variabel utama yaitu *laser power* dan *cutting speed*, yang secara langsung memengaruhi karakteristik termal dan geometri hasil pemotongan akrilik. Dalam penelitian ini, digunakan lima variasi daya laser (10%, 20%, 40%, 60%, dan 80%) serta enam variasi kecepatan pemotongan (10, 25, 50, 100, 200, dan 250 mm/s). Material yang digunakan adalah akrilik solid dengan ketebalan 2 mm dan pola pemotongan berupa logo Universitas Hasanuddin sebagai bentuk acuan tetap.

Selanjutnya, hasil pemotongan dari masing-masing kombinasi parameter difoto menggunakan kamera digital dengan posisi tegak lurus terhadap bidang potong untuk memperoleh citra yang representatif. Tahapan ini disebut akuisisi citra (*image acquisition*). Citra hasil pemotongan tersebut kemudian melalui proses pra-pemrosesan (*image preprocessing*), yang meliputi konversi *grayscale*, *thresholding* menjadi citra biner (*binary image*), serta operasi morfologi untuk menghilangkan *noise* atau area pantulan cahaya yang tidak diinginkan. Tahapan ini bertujuan untuk menyiapkan data visual yang siap dibandingkan dengan citra acuan (*ground truth image*).

Proses utama dari sistem evaluasi kualitas dilakukan dengan perhitungan *Intersection over Union (IoU)*, yaitu perbandingan antara luas area tumpang tindih (*intersection*) antara hasil potongan dengan pola acuan terhadap luas gabungan keduanya (*union*). Nilai *IoU* ini digunakan sebagai indikator kesesuaian bentuk, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan tingkat presisi tinggi atau kesamaan bentuk yang hampir sempurna, sedangkan nilai yang rendah mengindikasikan adanya distorsi bentuk, pelebaran *kerf width*, atau cacat termal di tepi potongan.

Setelah diperoleh, nilai *IoU* untuk setiap kombinasi parameter dianalisis dan divisualisasikan dalam bentuk tabel, *scatter plot*, dan *heatmap* untuk mengidentifikasi tren hubungan antara daya laser, kecepatan pemotongan, dan kualitas hasil potongan. Berdasarkan hasil analisis, kombinasi parameter terbaik ditemukan pada daya 80% dan kecepatan pemotongan 10 mm/s, dengan nilai *IoU* tertinggi sebesar 0.926094, yang menandakan kesesuaian bentuk hasil potongan mencapai lebih dari 92% terhadap desain acuan.

Secara konseptual, hubungan antar komponen dalam penelitian ini dapat digambarkan sebagai alur *input-process-output*, di mana *input* berupa parameter fisik pemotongan laser diubah melalui *process* berupa tahapan pengolahan citra digital menjadi *output* berupa nilai *IoU* sebagai ukuran kuantitatif kualitas hasil potongan. Nilai *IoU* yang diperoleh tidak hanya menjadi dasar evaluasi kualitas, tetapi juga berfungsi sebagai umpan balik (*feedback*) bagi operator atau sistem untuk mengoptimalkan parameter proses pada siklus produksi berikutnya.

Dengan demikian, kerangka konseptual penelitian ini menegaskan bahwa kualitas hasil pemotongan akrilik dapat diukur secara objektif dan otomatis melalui pendekatan *computer vision* dengan metrik *Intersection over Union (IoU)*. Hubungan logis antara parameter proses, pengolahan citra, dan hasil evaluasi ini menjadi landasan bagi implementasi sistem inspeksi berbasis data yang efisien, presisi, dan mendukung konsep *smart manufacturing* di lingkungan industri modern.