
SISTEM DETEKSI *MIXING BOLT* BERBASIS *MACHINE VISION* UNTUK MENGURANGI *HUMAN* *ERROR* PADA PROSES *ASSEMBLY* DI PT TACI

Fauzan Zidan^{a,1,*}, Hartoyo^{b,2}

^{a,b}Program Studi Sarjana Terapan Teknik Elektro, Fakultas Vokasi, Universitas Negeri
Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

¹ fauzanzidan.2022@student.uny.ac.id, ² hartoyo@uny.ac.id

* Corresponding Author: fauzanzidan.2022@student.uny.ac.id

ARTICLE INFO

Article History

Received 20 April 2026

Revised 10 May 2026

Accepted 28 May 2026

Keywords

Machine Vision;

Edge Position;

Programmable Logic Controller;

Human Error.

ABSTRACT

Human error in manual inspection during the assembly process remains one of the major causes of product quality degradation in the manufacturing industry. At PT TACI, the *assembly bolt through* process is susceptible to *mixing bolt* errors because several bolt types have similar visual characteristics, making manual inspection less effective and increasing the risk of defective products. This study proposes a *machine vision*-based *mixing bolt* detection system integrated with a *Programmable Logic Controller* (PLC) using the *Edge Position* method to perform automatic visual inspection in real time. The contribution of this research is the development of an integrated visual inspection system capable of detecting bolt mismatches automatically while supporting *error-proofing* in the assembly process to reduce human error and improve product quality. This research employed the *Research and Development* (R&D) method, which included problem identification, system requirement analysis, hardware and software design, implementation, and system evaluation. The developed system integrates a KEYENCE CA-HX200M industrial camera, KEYENCE XG-X2200 vision controller, KEYENCE KV-7500 PLC, lighting system, and monitoring interface. System performance was evaluated through functional testing, *confusion matrix* analysis, *cycle time* measurement, and *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA). The developed system successfully operated according to the designed specifications and was fully integrated into the production line. Performance evaluation resulted in an accuracy level of 96% in the initial testing, and achieved 100% accuracy after optimization, while the implementation reduced the *Risk Priority Number* (RPN) from 343 to 7, representing a 98% reduction in human error risk. In addition, the proposed system reduced the production *cycle time* by 0.61%, indicating improved operational efficiency. These findings demonstrate that the proposed system effectively enhances inspection reliability while maintaining production performance. In conclusion, the proposed *machine vision*-based inspection system provides an effective solution for minimizing *mixing bolt* errors and improving assembly quality. The developed system has the potential to support intelligent quality control implementation in modern manufacturing industries.

Human error pada proses inspeksi manual masih menjadi salah satu

penyebab utama menurunnya kualitas produk di industri manufaktur. Pada proses *assembly bolt through* di PT TACI, masih terdapat potensi *mixing bolt* karena beberapa jenis *bolt* memiliki karakteristik visual yang hampir serupa sehingga inspeksi manual kurang efektif dan berisiko menimbulkan produk cacat. Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* yang diintegrasikan dengan *Programmable Logic Controller* (PLC) menggunakan metode *Edge Position* untuk melakukan inspeksi visual secara otomatis dan *real-time*. Kontribusi penelitian ini adalah mengembangkan sistem inspeksi visual yang terintegrasi dengan sistem kendali sebagai mekanisme *error-proofing* untuk mendeteksi ketidaksesuaian jenis *bolt*, mengurangi *human error*, serta meningkatkan kualitas proses *assembly*. Penelitian menggunakan metode *Research and Development* (R&D) yang meliputi identifikasi masalah, analisis kebutuhan sistem, perancangan perangkat keras dan perangkat lunak, implementasi, serta evaluasi sistem. Sistem yang dikembangkan mengintegrasikan kamera industri KEYENCE CA-HX200M, *vision controller* KEYENCE XG-X2200, PLC KEYENCE KV-7500, sistem pencahayaan, dan antarmuka pemantauan. Evaluasi sistem dilakukan melalui uji fungsional, analisis *confusion matrix*, pengukuran *cycle time*, serta analisis *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA). Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berhasil diimplementasikan dan seluruh komponen dapat beroperasi sesuai dengan rancangan. Evaluasi kinerja menghasilkan tingkat *accuracy* sebesar 96% pada pengujian awal, serta mencapai 100% nilai *accuracy* setelah optimasi, sedangkan hasil analisis FMEA menunjukkan penurunan nilai *Risk Priority Number* (RPN) dari 343 menjadi 7, atau terjadi penurunan risiko sebesar 98%. Selain itu, implementasi sistem mampu menurunkan *cycle time* sebesar 0,61%, sehingga meningkatkan efisiensi proses produksi. Hasil tersebut membuktikan bahwa sistem yang dikembangkan mampu meningkatkan keandalan inspeksi visual sekaligus mempertahankan produktivitas proses *assembly*. Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* yang dikembangkan mampu mengurangi *human error* dan meningkatkan kualitas proses *assembly* melalui inspeksi otomatis secara *real-time*. Sistem ini berpotensi menjadi solusi penerapan *smart quality control* untuk mendukung transformasi industri manufaktur menuju *smart manufacturing*.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](#) license.



1. Pendahuluan

Perkembangan industri manufaktur menuntut perusahaan untuk menghasilkan produk yang berkualitas tinggi melalui proses produksi yang efisien, konsisten, dan minim kesalahan. Kualitas produk menjadi faktor penting dalam meningkatkan daya saing perusahaan, sehingga pengendalian kualitas (*quality control*) perlu dilakukan pada setiap tahapan proses produksi. Meskipun berbagai teknologi otomasi telah diterapkan, *human error* masih menjadi salah satu penyebab utama terjadinya cacat produk pada proses manufaktur. Wijayanti *et al.* (2025) melaporkan bahwa sekitar 80% cacat produk di industri manufaktur berkaitan dengan kesalahan manusia, sedangkan sekitar 23% *downtime* yang tidak direncanakan disebabkan oleh *human error* di rantai produksi. Selain itu, Bhalavat (2024) menyatakan bahwa faktor manusia masih menjadi kendala utama dalam menjaga konsistensi kualitas meskipun teknologi otomasi telah berkembang pesat. Permasalahan tersebut juga ditemukan pada proses *assembly bolt through* di PT TACI, di mana masih terdapat potensi *mixing bolt*, yaitu tertukarnya jenis baut yang memiliki karakteristik visual serupa sehingga dapat

menyebabkan ketidaksesuaian spesifikasi produk, meningkatkan *rework*, retur produk, serta klaim garansi dari pelanggan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa proses inspeksi manual belum mampu memberikan tingkat akurasi dan konsistensi yang optimal sehingga diperlukan suatu sistem inspeksi otomatis yang mampu mendeteksi kesalahan secara cepat dan *real-time*.

Salah satu solusi yang dapat diterapkan untuk mengurangi potensi *human error* pada proses *assembly* adalah penggunaan teknologi *machine vision* yang dipadukan dengan *Programmable Logic Controller* (PLC). Teknologi *machine vision* memanfaatkan kamera industri dan teknik pengolahan citra (*image processing*) untuk mengenali karakteristik objek secara otomatis, sehingga mampu meningkatkan kecepatan, konsistensi, dan akurasi proses inspeksi dibandingkan pemeriksaan visual oleh operator. Menurut Chakraborty *et al.* (2016), PLC merupakan pengendali industri yang mampu menjalankan logika kontrol secara andal dan melakukan pengambilan keputusan secara *real-time* dalam lingkungan manufaktur. Sementara itu, Ren *et al.* (2022) menjelaskan bahwa penerapan *machine vision* pada sistem inspeksi mampu meningkatkan keandalan proses identifikasi objek, sedangkan Wayand (2020) menyatakan bahwa implementasi sistem otomasi dapat mengurangi kesalahan produksi hingga 20–30% serta meningkatkan efisiensi proses produksi. Oleh karena itu, integrasi *machine vision*, teknik *edge position*, dan PLC menjadi solusi yang potensial dalam mendukung implementasi konsep *poka-yoke* untuk mencegah terjadinya *mixing bolt* selama proses *assembly*.

Berbagai penelitian terdahulu telah mengembangkan sistem inspeksi visual untuk meningkatkan kualitas proses manufaktur. Nugraha dan Wibowo (2024) menerapkan algoritma YOLOv5 untuk mendeteksi cacat sekrup dan memperoleh nilai *precision* sebesar 84,2%, *recall* sebesar 85,7%, serta *mean Average Precision (mAP)* sebesar 88,7%. Lee *et al.* (2024) mengembangkan sistem penghitungan otomatis berbasis *computer vision* menggunakan teknik *image differencing* dengan tingkat akurasi mencapai 99,268%. Lilansa *et al.* (2024) memanfaatkan algoritma YOLO pada proses inspeksi produk *aluminium casting* di industri otomotif dan memperoleh performa deteksi yang tinggi. Putra *et al.* (2023) mengembangkan sistem inspeksi visual berbasis PLC, namun sistem tersebut masih berfungsi sebagai media pemantauan dan belum mampu melakukan pengendalian proses secara otomatis. Selain itu, Trianingsih *et al.* (2024) menerapkan teknik pengolahan citra digital untuk klasifikasi cacat kain dan menunjukkan bahwa pendekatan *image processing* mampu meningkatkan efektivitas inspeksi dibandingkan metode manual. Hasil-hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa *machine vision* memiliki potensi besar dalam mendukung proses inspeksi otomatis, namun sebagian besar penelitian masih berfokus pada tahap identifikasi objek tanpa mengintegrasikan hasil deteksi ke dalam sistem pengendalian proses produksi secara langsung.

Berdasarkan kajian tersebut, masih terdapat kesenjangan penelitian (*research gap*) dalam pengembangan sistem deteksi *mixing bolt* yang tidak hanya mampu mengidentifikasi perbedaan jenis baut secara visual, tetapi juga mengintegrasikan hasil identifikasi tersebut dengan sistem kontrol berbasis PLC untuk mencegah kesalahan secara *real-time*. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* menggunakan metode *edge position* yang diintegrasikan dengan PLC sehingga mampu melakukan identifikasi jenis *bolt* sekaligus memberikan keputusan kontrol secara otomatis pada proses *assembly*. Kontribusi penelitian ini adalah mengembangkan sistem inspeksi visual berbasis *machine vision* yang terintegrasi dengan PLC sebagai mekanisme *poka-yoke* untuk mendeteksi *mixing bolt* secara *real-time*, sehingga mampu meningkatkan keandalan proses *assembly*, mengurangi potensi *human error*, serta mendukung peningkatan kualitas produk pada lini produksi PT TACI.

2. Pendekatan Masalah

Landasan teori pada penelitian ini digunakan sebagai dasar dalam proses perancangan dan pengembangan sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision*. Teori yang digunakan meliputi konsep proses *assembly*, *machine vision*, *edge detection*, *Programmable Logic Controller* (PLC), *confusion matrix*, serta *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA). Landasan teori tersebut menjadi acuan dalam merancang sistem inspeksi visual yang mampu mengidentifikasi perbedaan jenis *bolt* secara otomatis serta mendukung pengambilan keputusan kontrol secara *real-time* pada proses *assembly* di PT TACI.

2.1 Proses Assembly dalam Sistem Produksi Manufaktur

Assembly merupakan proses penyusunan atau penggabungan beberapa komponen menjadi satu produk utuh sesuai dengan spesifikasi yang telah ditetapkan. Proses ini menjadi salah satu tahapan penting dalam sistem produksi manufaktur karena berpengaruh langsung terhadap kualitas, keandalan, serta fungsi produk yang dihasilkan. Pada proses *assembly bolt through* di PT TACI, operator bertugas memilih dan memasang jenis *bolt* sesuai dengan spesifikasi setiap model produk. Kondisi tersebut menyebabkan proses masih rentan terhadap *human error*, khususnya ketika terdapat beberapa jenis *bolt* yang memiliki karakteristik visual hampir serupa.

Menurut Reason (1990), *human error* merupakan konsekuensi dari interaksi antara manusia, lingkungan kerja, dan sistem yang digunakan sehingga tidak semata-mata disebabkan oleh kelalaian operator. Selanjutnya, Shingo (1986) menjelaskan bahwa konsep *poka-yoke* merupakan pendekatan yang dirancang untuk mencegah atau mendeteksi kesalahan sedini mungkin sebelum memengaruhi proses berikutnya. Oleh karena itu, penerapan sistem inspeksi otomatis menjadi salah satu solusi untuk meningkatkan konsistensi kualitas produk.

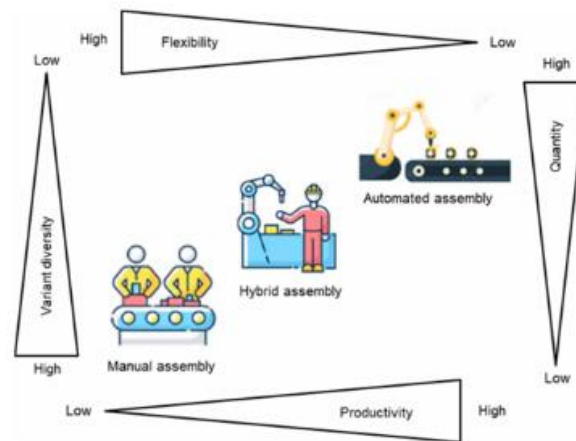


Fig. 1 Klasifikasi Sistem *Assembly*

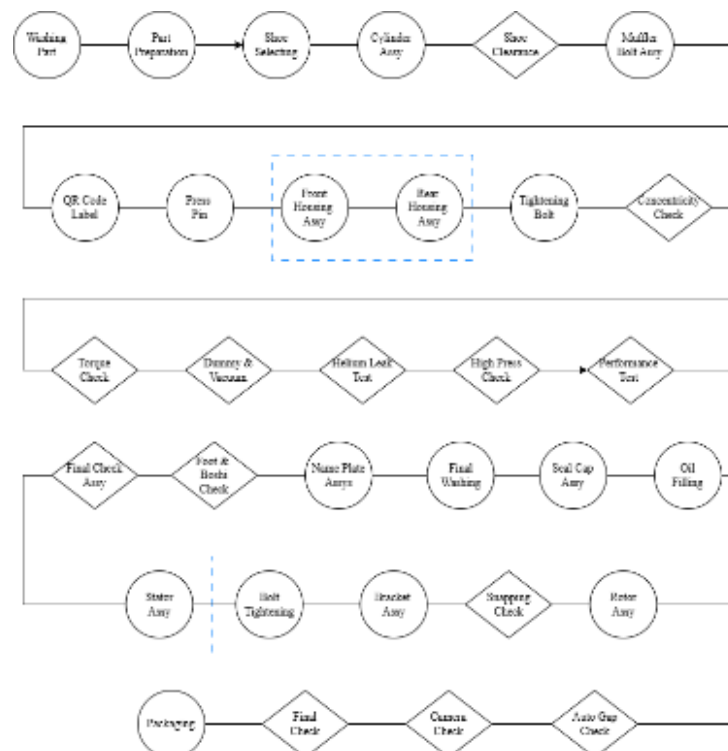


Fig. 2 Alur Proses Perakitan Produk

2.2 Machine Vision

Machine vision merupakan teknologi yang memungkinkan komputer memperoleh informasi dari citra digital untuk melakukan proses inspeksi, identifikasi, pengukuran, dan pengambilan keputusan secara otomatis. Teknologi ini banyak diterapkan pada sektor manufaktur karena mampu meningkatkan kecepatan inspeksi, konsistensi hasil, serta mengurangi ketergantungan terhadap inspeksi visual oleh operator.

Menurut Gonzalez dan Woods (2018), sistem *machine vision* terdiri atas tahapan akuisisi citra, *pre-processing*, ekstraksi fitur, hingga proses pengambilan keputusan berdasarkan karakteristik objek. Sutoyo (2009) juga menjelaskan bahwa pengolahan citra digital bertujuan memperoleh informasi penting dari suatu objek sehingga dapat digunakan sebagai dasar identifikasi maupun klasifikasi objek. Sementara itu, Szeliski (2022) menyatakan bahwa perkembangan *computer vision* memungkinkan sistem inspeksi industri bekerja secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Pada penelitian ini, sistem *machine vision* dikembangkan menggunakan kamera industri KEYENCE CA-HX200M yang terhubung dengan *vision controller* KEYENCE XG-X2200 untuk mengidentifikasi karakteristik visual setiap jenis *bolt* secara *real-time*.

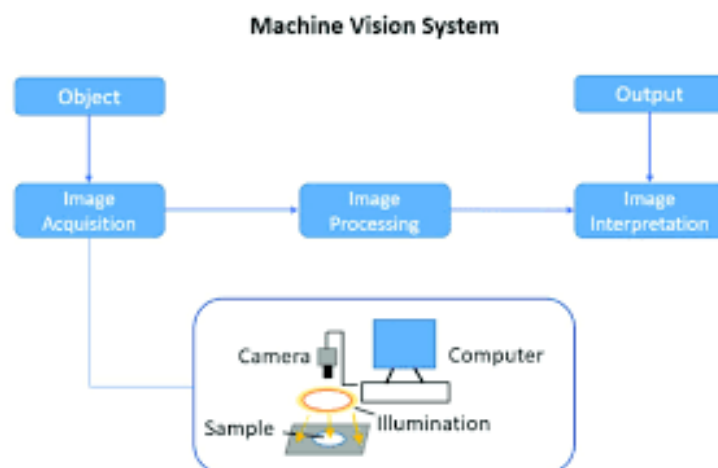


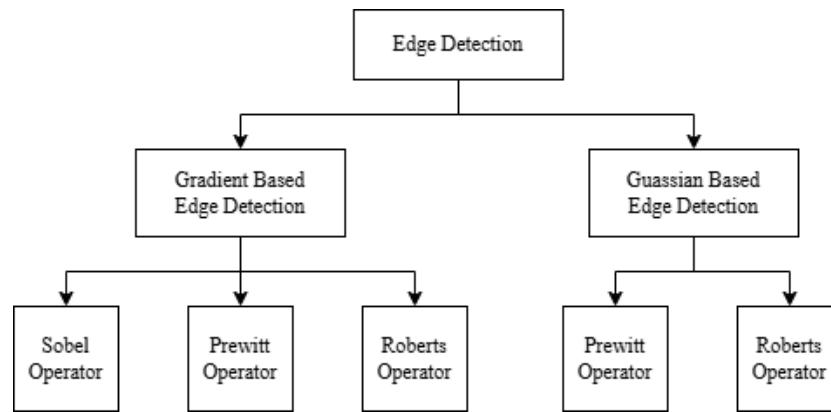
Fig. 3 Konsep Sistem *Machine Vision*

2.3 Edge Detection (Edge Position)

Edge detection merupakan salah satu teknik dasar dalam pengolahan citra digital yang digunakan untuk mendeteksi batas atau kontur suatu objek berdasarkan perubahan intensitas piksel.

Menurut Gonzalez dan Woods (2018), *edge* merupakan informasi struktural penting yang merepresentasikan bentuk geometris suatu objek sehingga dapat digunakan sebagai dasar proses ekstraksi fitur. Sutoyo (2009) menjelaskan bahwa deteksi tepi merupakan tahap transisi antara citra mentah dengan proses ekstraksi fitur sehingga hasilnya dapat dimanfaatkan untuk pengukuran dimensi maupun identifikasi bentuk objek. Selain itu, Canny (1986) mengembangkan algoritma *Canny Edge Detector* yang mampu menghasilkan deteksi tepi lebih stabil melalui proses *noise smoothing*, *gradient calculation*, *non-maximum suppression*, dan *hysteresis thresholding*.

Pada penelitian ini digunakan fitur Edge Position pada *vision controller* KEYENCE XG-X2200 karena mampu mendeteksi perubahan intensitas cahaya pada batas objek secara presisi. Informasi posisi tepi tersebut digunakan sebagai dasar identifikasi karakteristik geometris *bolt* sehingga sistem dapat mendeteksi indikasi *mixing bolt* secara otomatis.

Fig. 4 Klasifikasi Teknik *Edge Detection*

2.4 Programmable Logic Controller (PLC)

Programmable Logic Controller (PLC) merupakan perangkat kendali industri yang digunakan untuk mengotomatisasi proses produksi berdasarkan logika yang telah diprogram.

Menurut Chakraborty et al. (2016), PLC dikembangkan untuk menggantikan sistem logika relay konvensional sehingga mampu meningkatkan fleksibilitas dan efisiensi sistem otomasi industri. Selanjutnya, Wayand (2020) menjelaskan bahwa PLC menjadi komponen utama dalam sistem otomasi modern karena mampu mengintegrasikan berbagai sensor, aktuator, serta perangkat inspeksi visual dalam satu sistem pengendalian.

Pada penelitian ini digunakan PLC KEYENCE KV-7500 yang dihubungkan dengan *vision controller* KEYENCE XG-X2200 melalui komunikasi Ethernet. PLC menerima hasil identifikasi *machine vision* sebagai dasar pengambilan keputusan kontrol sehingga proses *assembly* hanya dapat dilanjutkan apabila jenis *bolt* yang terdeteksi sesuai dengan spesifikasi produk.

2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa sistem klasifikasi berdasarkan hasil prediksi terhadap data aktual.

Menurut Powers (2011), parameter yang digunakan dalam *confusion matrix* meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, *specificity*, dan *F1-score*, sehingga mampu memberikan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap performa sistem klasifikasi. Pada penelitian ini, metode tersebut digunakan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam membedakan jenis *bolt* yang sesuai (*OK*) dan tidak sesuai (*NG*) sebelum diimplementasikan pada lini produksi.

		Actual Values	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	TP (True Positive)	FP (False Positive) Type I Error
	0 (Negative)	FN (False Negative) Type II Error	TN (True Negative)

Fig. 5 *Confusion Matrix*

2.6 Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)

Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) merupakan metode analisis risiko yang digunakan untuk mengidentifikasi potensi kegagalan berdasarkan tingkat keparahan (*severity*), peluang kejadian (*occurrence*), dan kemampuan deteksi (*detection*).

Menurut Stamatis (2003), ketiga parameter tersebut digunakan untuk menghitung nilai *Risk*

Priority Number (RPN) sehingga dapat ditentukan prioritas perbaikan terhadap potensi kegagalan yang terjadi. Pada penelitian ini, metode FMEA digunakan untuk mengevaluasi efektivitas sistem deteksi *mixing bolt* melalui perbandingan nilai RPN sebelum dan sesudah implementasi sistem, sehingga dapat diketahui tingkat penurunan risiko *human error* pada proses *assembly*.

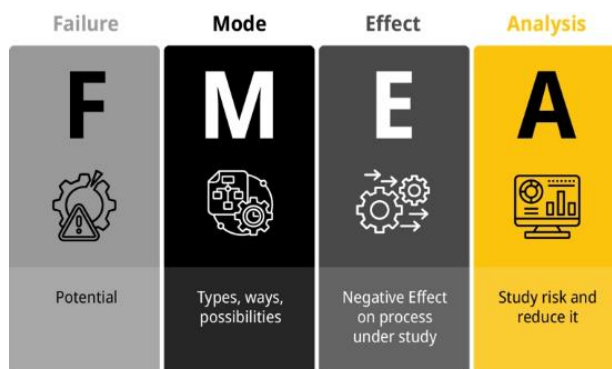


Fig. 6 Kerangka Konseptual *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA)



Fig. 7 Komponen Penilaian Risiko pada Metode FMEA

3. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode Research and Development (R&D) yang bertujuan untuk merancang, mengembangkan, serta mengevaluasi sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* pada proses *assembly bolt through* di PT TACI. Metode R&D dipilih karena penelitian tidak hanya menghasilkan suatu produk berupa sistem inspeksi visual, tetapi juga menguji kelayakan, kinerja, dan efektivitas sistem sebelum diimplementasikan pada lingkungan produksi. Menurut Sugiyono (2019), metode R&D merupakan metode penelitian yang digunakan untuk menghasilkan suatu produk tertentu sekaligus menguji efektivitas produk tersebut sehingga layak diterapkan sesuai kebutuhan pengguna. Tahapan penelitian meliputi identifikasi potensi dan masalah, studi literatur, analisis kebutuhan sistem, pencarian solusi, perancangan perangkat keras (*hardware*), perancangan perangkat lunak (*software*), implementasi sistem, serta pengujian dan evaluasi sistem.

3.1 nalisis Kebutuhan Sistem

Tahap awal penelitian dilakukan melalui observasi langsung pada proses *assembly bolt through* di PT TACI untuk mengidentifikasi penyebab terjadinya *mixing bolt*, karakteristik proses produksi, serta kebutuhan sistem inspeksi otomatis. Observasi difokuskan pada aktivitas operator, variasi jenis *bolt*, kondisi pencahayaan, tata letak peralatan, dan alur proses produksi. Selain observasi lapangan, dilakukan studi literatur mengenai *machine vision*, pengolahan citra digital, *edge detection*, *Programmable Logic Controller* (PLC), *confusion matrix*, serta *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) sebagai dasar dalam pengembangan sistem. Tahapan analisis kebutuhan bertujuan memperoleh spesifikasi sistem yang sesuai dengan kondisi aktual di lini produksi sehingga sistem yang dikembangkan mampu bekerja secara efektif dan *real-time*.

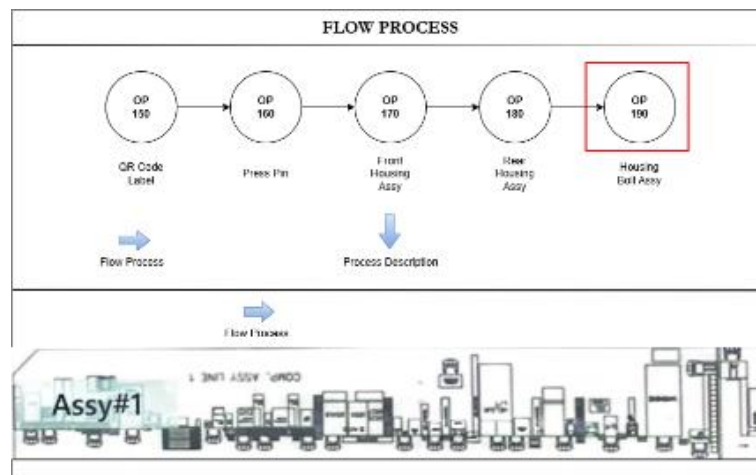


Fig. 8 Konfigurasi Tata Letak Flow Process Perakitan

3.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan berdasarkan konsep otomasi berbasis *machine vision*. Sistem terdiri atas kamera industri KEYENCE CA-HX200M sebagai perangkat akuisisi citra, *vision controller* KEYENCE XG-X2200 sebagai unit pemrosesan citra, *lighting illumination* KEYENCE CA-DRW5X beserta *light expansion unit* KEYENCE CA-DC50E sebagai sistem pencahayaan, PLC KEYENCE KV-7500 sebagai pengendali proses, *code reader*, dan monitor RGB sebagai media pemantauan. Seluruh komponen diintegrasikan melalui komunikasi Ethernet sehingga hasil identifikasi citra dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan secara otomatis pada proses *assembly*. Integrasi sistem ini mengacu pada konsep otomasi industri yang menjelaskan bahwa sensor, pengendali, dan aktuator harus bekerja secara terintegrasi untuk menghasilkan sistem kendali yang andal (Groover, 2015).

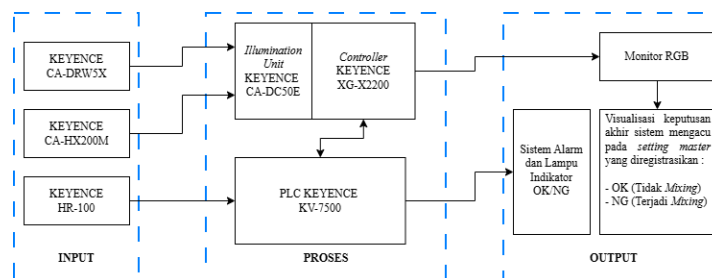


Fig. 9 Diagram Blok Sistem Deteksi Mixing Bolt

3.3 Implementasi Machine Vision

Pemrograman sistem dilakukan menggunakan perangkat lunak XG-X Vision Editor. Tahapan pengolahan citra dimulai dari proses akuisisi citra (*image acquisition*), *pre-processing*, penentuan *Region of Interest* (ROI), konfigurasi parameter *Edge Position*, ekstraksi fitur, identifikasi jenis *bolt*, hingga pengiriman hasil deteksi menuju PLC. Menurut Gonzalez dan Woods (2018), tahapan tersebut merupakan proses utama dalam sistem *machine vision* yang bertujuan memperoleh informasi visual secara otomatis. Selanjutnya, Szeliski (2022) menjelaskan bahwa proses interpretasi citra merupakan bagian dari *computer vision* yang memungkinkan sistem melakukan pengambilan keputusan berdasarkan karakteristik objek.

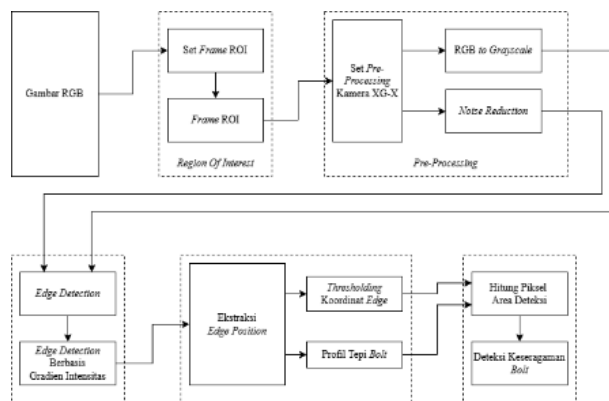


Fig. 10 Diagram Proses Pengolahan Citra

Pada penelitian ini digunakan fitur Edge Position karena mampu mendeteksi perubahan intensitas cahaya pada batas objek (*edge*) secara presisi. Parameter yang dikonfigurasi meliputi arah pemindaian (*scan direction*), arah deteksi (*edge direction*), sensitivitas tepi (*edge sensitivity*), *filter width*, dan ambang intensitas piksel sehingga sistem mampu membedakan karakteristik geometris setiap jenis *bolt* secara konsisten.

Table 1 Pengaturan Parameter Edge Position

Parameter	Nilai / Status	Fungsi dalam Sistem
<i>Display Image Type</i>	<i>Registered Image</i>	Menentukan citra hasil <i>pre-processing</i> sebagai referensi <i>edge detection</i> .
<i>Scan Direction</i>	Vertikal (↓)	Menetapkan arah pemindaian <i>edge</i> sesuai orientasi <i>bolt</i> . Catatan: (↑) untuk mendeteksi <i>mixing</i> ketika <i>bolt</i> yang tercampur lebih panjang serta (↓) untuk mendeteksi <i>mixing</i> ketika <i>bolt</i> yang tercampur lebih pendek.
<i>Edge Direction</i>	<i>Dark to Light</i>	Mendeteksi perubahan intensitas dari area gelap (<i>bolt</i>) ke terang (<i>background</i>).
<i>Start Angle</i>	0,000°	Menentukan sudut awal deteksi tepi.
<i>Edge Sensitivity (%)</i>	14	Mengatur tingkat kepekaan sistem terhadap perubahan intensitas tepi.
<i>Edge Filter Width</i>	15	Menyaring <i>noise</i> kecil agar hanya tepi signifikan yang terdeteksi.
<i>Upper Edge Intensity</i>	255	Menetapkan batas maksimum intensitas piksel untuk deteksi tepi.
<i>Lower Edge Intensity</i>	5	Menetapkan batas minimum intensitas piksel untuk deteksi tepi.
<i>Primary Target</i>	0	Menentukan target utama tepi yang dijadikan acuan pengukuran.
<i>Count</i>	1	Menentukan jumlah tepi yang dideteksi pada satu siklus inspeksi.
<i>Angled Edge Detection</i>	OFF	Menonaktifkan deteksi tepi bersudut karena orientasi <i>bolt</i> lurus.

3.4 Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi fungsi, kinerja, dan efektivitas sistem yang telah dikembangkan. Uji fungsional bertujuan memastikan setiap komponen perangkat keras maupun perangkat lunak bekerja sesuai spesifikasi. Uji kinerja dilakukan menggunakan confusion matrix, sedangkan uji efektivitas dilakukan melalui pengukuran *cycle time* dan analisis Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) untuk mengetahui tingkat penurunan risiko *human error*.

Evaluasi kinerja sistem menggunakan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, *specificity*, dan *F1-score* sebagaimana dijelaskan oleh Powers (2011). Perhitungan *accuracy* ditentukan menggunakan Persamaan (1).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

TP = True Positive

TN = True Negative

FP = False Positive

FN = False Negative

Selanjutnya, efektivitas sistem dianalisis menggunakan metode FMEA melalui perhitungan Risk Priority Number (RPN) sebagaimana dijelaskan oleh Rausand (2005).

$$RPN = S \times O \times D \quad (2) \quad RPN = S \times O \times D \quad (2)$$

dengan:

$$RPN = S \times O \times D \quad (6)$$

S = Severity

O = Occurrence

D = Detection

4. Result and Discussion

4.1 Pengembangan Sistem Deteksi *Mixing Bolt*

Bagian ini menjelaskan hasil implementasi sistem yang telah dirancang. Sistem deteksi *mixing bolt* berhasil dikembangkan menggunakan kamera industri KEYENCE CA-HX200M, *vision controller* KEYENCE XG-X2200, PLC KEYENCE KV-7500, sistem pencahayaan, *code reader*, dan monitor RGB yang terintegrasi pada proses *assembly bolt through* di PT TACI. Integrasi seluruh komponen memungkinkan proses akuisisi citra, pengolahan citra, identifikasi jenis *bolt*, serta pengambilan keputusan kontrol dilakukan secara otomatis dan *real-time*.

Tahap pengembangan sistem meliputi realisasi perangkat keras (*hardware*) dan implementasi logika perangkat lunak (*software*). Pada aspek perangkat keras dilakukan integrasi kamera, *vision controller*, PLC, *lighting illumination*, dan catu daya sesuai rancangan pada BAB III. Selanjutnya, pada aspek perangkat lunak dilakukan konfigurasi menggunakan **XG-X Vision Editor**, meliputi proses akuisisi citra, penentuan *Region of Interest* (ROI), pengaturan parameter *Edge Position*, hingga komunikasi data dengan PLC.



Fig. 11 Implementasi Perangkat Keras Sistem

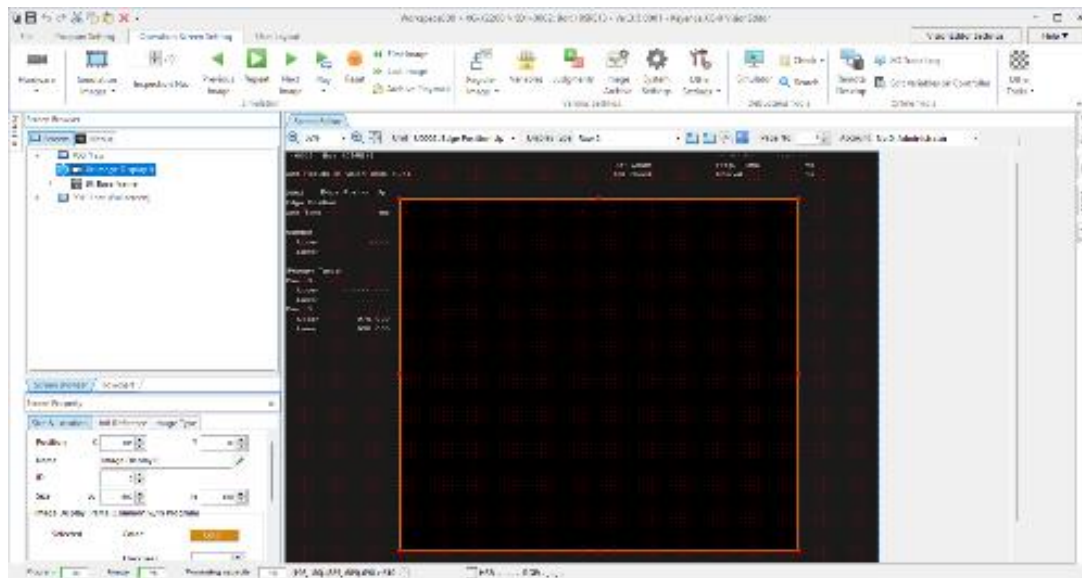


Fig. 12 Implementasi Logika Perangkat Lunak

4.2 Hasil Uji Fungsional

Uji fungsional dilakukan untuk memastikan seluruh komponen sistem bekerja sesuai dengan fungsi yang telah dirancang. Pengujian mencakup kamera industri, *vision controller*, PLC, *lighting illumination*, *code reader*, monitor RGB, serta komunikasi antarkomponen. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh komponen mampu beroperasi sesuai spesifikasi dan dapat saling berintegrasi dengan baik sehingga proses identifikasi *bolt* berlangsung secara otomatis.

Table 2 Hasil uji fungsional sistem

Komponen	Fungsi	Hasil
Kamera KEYENCE CA-HX200M	Akuisisi citra	Berfungsi
<i>Vision Controller</i> XG-X2200	Pengolahan citra	Berfungsi
PLC KEYENCE KV-7500	Pengendalian sistem	Berfungsi
<i>Lighting Illumination</i>	Pencahayaan objek	Berfungsi
<i>Code Reader</i>	Pembacaan identitas produk	Berfungsi
Monitor RGB	Monitoring hasil deteksi	Berfungsi

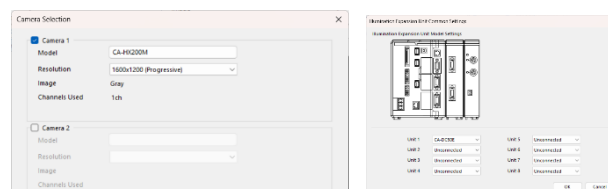


Fig. 13 Sinkronisasi Konfigurasi Perangkat

4.3 Hasil Uji Kinerja

Evaluasi kinerja sistem dilakukan menggunakan metode *confusion matrix* untuk mengetahui kemampuan sistem dalam membedakan kondisi *bolt* sesuai (*OK*) dan *mixing bolt* (*NG*). Parameter evaluasi yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, *specificity*, dan *F1-score*.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap seluruh variasi jenis *bolt*, sistem mampu memberikan tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam mendeteksi karakteristik geometris objek menggunakan metode *Edge Position*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa integrasi kamera industri dengan algoritma *edge detection* mampu menghasilkan identifikasi yang stabil pada kondisi produksi nyata.

Tingginya nilai *accuracy* yang diperoleh menunjukkan bahwa metode *Edge Position* mampu mengidentifikasi karakteristik geometris setiap jenis *bolt* secara konsisten. Hal ini disebabkan proses deteksi tidak bergantung pada warna maupun tekstur permukaan *bolt*, tetapi memanfaatkan perubahan intensitas cahaya pada batas objek (*edge*) sehingga kontur dan dimensi geometris *bolt* dapat dikenali secara lebih stabil. Pendekatan ini sesuai dengan konsep *edge detection* yang digunakan dalam penelitian, yaitu mengekstraksi kontur objek sebagai fitur utama dalam proses identifikasi sehingga perbedaan dimensi antarjenis *bolt* tetap dapat dikenali secara objektif meskipun memiliki karakteristik visual yang hampir serupa. Temuan ini menunjukkan bahwa metode *Edge Position* efektif diterapkan pada proses inspeksi visual industri yang membutuhkan kecepatan dan konsistensi deteksi secara *real-time*.

Table 3 Analisis Data Pengujian Sistem Kamera XG-X

Parameter Evaluasi	Rumus	Nilai
Akurasi	$(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$	96
<i>Precision</i>	$TP / (TP + FP)$	97,6
<i>Recall</i> (Sensitifitas)	$TP / (TP + FN)$	96,4
<i>Specificity</i>	$TN / (TN + FP)$	95,1
<i>F1-Score</i>	$2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$	97

Nilai *precision* sebesar 97,6% menunjukkan bahwa sebagian besar objek yang diprediksi sebagai kondisi sesuai (*OK*) benar-benar merupakan *bolt* yang sesuai dengan spesifikasi. Sementara itu, nilai *recall* sebesar 96,4% menunjukkan kemampuan sistem dalam mendeteksi hampir seluruh kondisi *mixing bolt* yang terjadi pada proses *assembly*. Nilai *specificity* sebesar 95,1% juga menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali kondisi *non-mixing* secara konsisten sehingga kemungkinan terjadinya kesalahan identifikasi relatif rendah. Secara keseluruhan, nilai *F1-score* sebesar 97% mengindikasikan bahwa keseimbangan antara *precision* dan *recall* telah tercapai dengan baik, sehingga sistem memiliki tingkat keandalan yang tinggi untuk diterapkan pada lingkungan produksi.

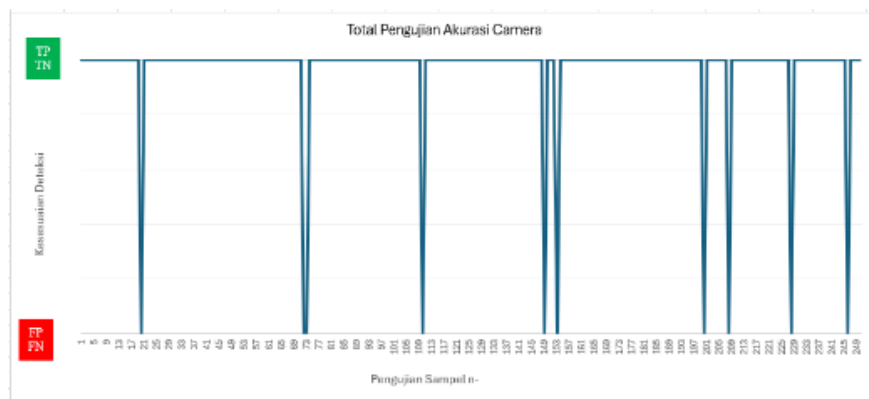


Fig. 14 Grafik Keseluruhan Data Akurasi Sistem

Berdasarkan Gambar 14, tingkat akurasi sistem relatif konsisten pada seluruh variasi jenis *bolt* yang diuji. Konsistensi tersebut menunjukkan bahwa konfigurasi kamera industri, parameter *Edge Position*, dan pencahayaan yang digunakan telah mampu menghasilkan citra dengan kualitas yang stabil. Kondisi ini mendukung proses identifikasi karakteristik geometris *bolt* secara objektif sehingga sistem dapat mempertahankan performa deteksi pada berbagai variasi produk.

4.4 Hasil Uji Efektivitas

Efektivitas sistem dievaluasi melalui pengukuran *cycle time* dan analisis *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA). Pengukuran *cycle time* menunjukkan bahwa implementasi sistem tidak memberikan tambahan waktu proses yang signifikan, bahkan mampu meningkatkan efisiensi proses

assembly dengan reduksi *cycle time* sebesar 0,61% dibandingkan proses sebelumnya.

Analisis menggunakan metode FMEA menunjukkan bahwa sebelum implementasi sistem, nilai *Risk Priority Number* (RPN) sebesar 343 yang menunjukkan tingkat risiko *human error* relatif tinggi pada proses *assembly*. Setelah sistem diterapkan, nilai RPN turun menjadi 7, sehingga diperoleh persentase reduksi risiko sebesar 98%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* efektif dalam menurunkan potensi kesalahan operator serta meningkatkan keandalan proses inspeksi.

Table 4 Perbandingan Nilai RPN Sebelum dan Sesudah Implementasi

Kondisi	RPN
Sebelum implementasi	343
Sesudah implementasi	7

4.5 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* berhasil diimplementasikan dan mampu bekerja secara otomatis pada proses *assembly bolt through*. Integrasi kamera industri, *vision controller*, dan PLC memungkinkan proses identifikasi *bolt* dilakukan secara *real-time*, sehingga mengurangi ketergantungan terhadap inspeksi visual oleh operator. Temuan ini sejalan dengan konsep *poka-yoke* yang dikemukakan oleh Shingo (1986), yaitu mencegah terjadinya kesalahan sejak awal proses melalui penerapan sistem inspeksi otomatis.

Dari aspek kinerja, hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa metode *Edge Position* mampu membedakan karakteristik geometris *bolt* secara konsisten dengan tingkat *accuracy* sebesar 96,0%. Tingginya tingkat akurasi tersebut menunjukkan bahwa metode *Edge Position* efektif dalam mendeteksi perubahan intensitas cahaya pada batas objek (*edge*), sehingga perbedaan dimensi dan bentuk antarjenis *bolt* dapat diidentifikasi secara objektif meskipun memiliki karakteristik visual yang hampir serupa. Pendekatan ini menjadikan proses inspeksi lebih stabil dibandingkan inspeksi visual manual yang sangat dipengaruhi oleh kondisi operator.

Analisis menggunakan metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) menunjukkan bahwa implementasi sistem mampu menurunkan nilai *Risk Priority Number* (RPN) dari 343 menjadi 7, atau terjadi reduksi risiko sebesar 98%. Penurunan tersebut menunjukkan bahwa proses identifikasi *bolt* yang sebelumnya bergantung pada kemampuan operator berhasil digantikan oleh sistem inspeksi otomatis berbasis *machine vision*. Dengan demikian, keputusan inspeksi menjadi lebih objektif, konsisten, dan mampu meminimalkan potensi *human error* pada proses *assembly*.

Selain meningkatkan keandalan inspeksi, implementasi sistem juga mampu menurunkan *cycle time* sebesar 0,61%. Penurunan tersebut menunjukkan bahwa proses identifikasi *bolt* dapat dilakukan secara otomatis tanpa menambah tahapan inspeksi manual, karena proses pengambilan citra, pengolahan data, dan pengambilan keputusan berlangsung secara simultan melalui integrasi kamera industri, *vision controller*, dan PLC. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya meningkatkan kualitas inspeksi, tetapi juga mampu mempertahankan produktivitas lini produksi.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi teknologi *machine vision* dengan PLC mampu mendukung implementasi konsep *error-proofing* (*poka-yoke*) pada proses *assembly bolt through*. Selain meningkatkan akurasi inspeksi, sistem juga mampu mengurangi risiko *human error* dan mempertahankan efisiensi proses produksi. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan berpotensi diterapkan sebagai solusi *smart quality control* pada industri manufaktur yang memerlukan inspeksi visual secara otomatis dan *real-time*.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi *mixing bolt* berbasis *machine vision* yang dapat diimplementasikan pada proses *assembly bolt through* di PT TACI. Sistem yang dikembangkan mengintegrasikan kamera industri KEYENCE CA-HX200M, *vision controller* KEYENCE XG-X2200, metode *Edge Position*, serta PLC KEYENCE KV-7500 sehingga mampu melakukan identifikasi jenis *bolt* secara otomatis dan *real-time*. Hasil pengujian menunjukkan

bahwa seluruh komponen sistem berfungsi sesuai dengan rancangan serta mampu mendukung proses inspeksi visual secara otomatis pada lini produksi.

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix*, sistem menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam membedakan jenis *bolt* sesuai spesifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi mencapai 100% setelah optimasi program. Selain itu, hasil analisis menggunakan metode *Failure Mode and Effect Analysis* (FMEA) menunjukkan bahwa implementasi sistem mampu menurunkan nilai *Risk Priority Number* (RPN) dari 343 menjadi 7, sehingga potensi risiko *human error* pada proses *assembly* berhasil dikurangi sebesar 98%. Implementasi sistem juga meningkatkan efisiensi proses melalui penurunan *cycle time* sebesar 0,61%, sehingga sistem tidak hanya meningkatkan kualitas inspeksi tetapi juga mendukung produktivitas proses produksi.

Kontribusi penelitian ini adalah menghasilkan sistem inspeksi visual berbasis *machine vision* menggunakan metode *Edge Position* yang mampu mendeteksi *mixing bolt* secara *real-time* dan terintegrasi dengan PLC sebagai mekanisme *error-proofing* pada proses *assembly*. Sistem yang dikembangkan dapat menjadi alternatif solusi untuk mengurangi ketergantungan terhadap inspeksi visual manual, meningkatkan keandalan proses pengendalian kualitas, serta meminimalkan potensi *human error* pada industri manufaktur.

Pengembangan penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menerapkan metode berbasis *deep learning* atau *object detection* untuk mendeteksi variasi komponen yang lebih kompleks. Selain itu, sistem dapat diintegrasikan dengan konsep *Industrial Internet of Things* (IIoT) sehingga data hasil inspeksi dapat dimonitor, direkam, dan dianalisis secara *real-time* guna mendukung implementasi *smart manufacturing* di lingkungan industri.

Kontribusi Penulis: Seluruh penulis berkontribusi secara setara dalam penyusunan konsep penelitian, perancangan sistem, pengembangan perangkat keras dan perangkat lunak, pengumpulan data, analisis hasil, penyusunan naskah, serta proses revisi artikel. Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi akhir naskah yang akan dipublikasikan.

Pendanaan: Penelitian ini tidak memperoleh pendanaan dari lembaga atau pihak eksternal.

Ucapan Terima Kasih: Penulis menyampaikan terima kasih kepada PT TACI yang telah memberikan izin, fasilitas, serta dukungan selama proses penelitian dan pengujian sistem. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Program Studi Sarjana Terapan Teknik Elektro, Fakultas Vokasi, Universitas Negeri Yogyakarta, atas bimbingan dan dukungan akademik selama pelaksanaan penelitian ini.

Konflik Kepentingan: Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan dalam penelitian maupun penyusunan artikel ini. Penelitian ini dilakukan secara independen, dan tidak terdapat pihak yang memengaruhi perancangan penelitian, proses pengumpulan data, analisis hasil, penyusunan naskah, maupun keputusan untuk mempublikasikan hasil penelitian.

Daftar Pustaka

- [1] F. M. Alqahtani, M. A. Noman, S. A. Alabdulkarim, S. A. Alharkan, M. H. Alhaag, and F. M. Alessa, "A New Model for Determining Factors Affecting Human Errors in Manual Assembly Processes Using Fuzzy Delphi and DEMATEL Methods," 2023. doi:10.3390/sym15111967.
- [2] J. Reason, *Human Error*. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.
- [3] S. Shingo, *Zero Quality Control: Source Inspection and the Poka-Yoke System*. Portland: Productivity Press, 1986.
- [4] V. Di Pasquale, S. Miranda, W. P. Neumann, and A. Setayesh, "Human Reliability in Manual Assembly Systems: A Systematic Literature Review," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 11, pp. 675–680, 2018.
- [5] W. Wijayanti, H. Nasution, and L. Nurul Huda, "The Role of Human Error in Production Process Failures: A Systematic Literature Review," *Jurnal Sistem Teknik Industri*, vol. 27, no. 3, pp. 137–144, 2025.
- [6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. London: Pearson, 2018.
- [7] R. Szeliski, *Computer Vision*. Cham: Springer International Publishing, 2022.
- [8] Z. Ren, F. Fang, N. Yan, and Y. Wu, "State of the Art in Defect Detection Based on Machine Vision,"

- International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, vol. 9, no. 2, pp. 661–691, 2022.
- [9] L. Zhu, P. Spachos, E. Pensini, and K. N. Plataniotis, "Deep Learning and Machine Vision for Food Processing: A Survey," *Current Research in Food Science*, vol. 4, pp. 233–249, 2021.
- [10] T. Sutoyo, *Teori Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: ANDI, 2009.
- [11] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [12] K. Chakraborty, P. De, and I. Roy, "Industrial Applications of Programmable Logic Controllers and SCADA," 2016.
- [13] B. Wayand, "What Is a PLC?" MRO Electric, 2020.
- [14] M. P. Groover, *Automation, Production Systems, and Computer-Integrated Manufacturing*, 4th ed. Pearson, 2015.
- [15] Z. F. Ikatrinasari, H. Herlambang, and K. Kosasih, "Design and Implementation of Intelligent Electronic Component Inspection Based on PLC and Vision System," *Jurnal Sistem dan Manajemen Industri*, vol. 7, no. 2, pp. 155–168, 2023.
- [16] D. M. W. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation," *Journal of Machine Learning Technologies*, vol. 2, no. 1, pp. 37–63, 2011.
- [17] M. Rausand, "Failure Modes, Effects, and Criticality Analysis," in *System Reliability Theory*, 2nd ed., Trondheim: Norwegian University of Science and Technology, 2005.
- [18] D. C. Montgomery, *Introduction to Statistical Quality Control*, 8th ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2019.
- [19] J. M. Juran and A. B. Godfrey, *Juran's Quality Handbook*, 5th ed. New York: McGraw-Hill, 1999.
- [20] S. An, M. Xiao, D. Wang, Y. Qin, and B. Fu, "Bolt Installation Defect Detection Based on a Multi-Sensor Method," *Sensors*, vol. 23, no. 9, 2023.
- [21] Y. P. P. Nugraha and E. P. Wibowo, "Deteksi Cacat pada Sekrup Berbasis Citra Menggunakan YOLOv5," *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 23, no. 1, 2024.
- [22] C.-H. Lee, Y. Kim, and H. Kim, "Computer Vision-Based Product Quality Inspection and Novel Counting System," 2024.
- [23] N. Lilansa, R. A. Pratama, R. Tanadi, and R. N. Kara, "Pengujian Algoritma YOLO untuk Deteksi Cacat pada Produk Hasil Aluminium Casting pada Industri Otomotif," *Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 10, no. 2, pp. 118–127, 2024.
- [24] F. Akhyar, L. Novamizanti, and T. Riantiarni, "Sistem Inspeksi Cacat pada Permukaan Kayu Menggunakan Model Deteksi Obyek YOLOv5," *ELKOMIKA*, vol. 10, no. 4, pp. 990–1005, 2022.
- [25] S. Sugiyono, *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Bandung: Alfabeta, 2019.