



## Penerapan Teknologi *Digital Twin* untuk Pemodelan Sistem Industri Otomatis dalam Meningkatkan Efisiensi Produksi dan Keamanan Operasional

Siswanto<sup>1\*</sup>, Maya Utami Dewi<sup>2</sup>

<sup>1-2</sup>Universitas Sains dan Teknologi Komputer, Indonesia

\*Penulis korespondensi: [prosenopati@gmail.com](mailto:prosenopati@gmail.com)

**Abstract.** *The advancement of Industry 4.0 demands production systems to operate more efficiently, adaptively, and securely in facing global challenges. One promising technology that addresses these needs is the Digital Twin (DT), a digital representation of physical systems that enables integration between the real and virtual environments. Through DT, production processes can be modeled, monitored, and tested in real time, allowing for evaluation and optimization before implementation in actual systems. This study aims to explore the effectiveness of DT in modeling automated industrial systems, particularly in relation to improving production efficiency, quality control, energy savings, and operational safety. The research employed an experimental approach based on simulation within a robotic production line consisting of machines, sensors, actuators, and conveyors. The research stages included identifying system components and workflows, developing a DT model that integrates physical and virtual layers with Internet of Things-based data connectivity, and conducting simulations representing diverse operational scenarios. The findings indicate that DT implementation enhances operational efficiency, reduces production errors, and optimizes energy utilization. Furthermore, DT proves effective in strengthening safety aspects by enabling early detection of potential disruptions and providing preventive recommendations before significant impacts occur. Compared to conventional simulations, DT offers a more realistic, adaptive, and relevant approach to the needs of modern industry. The implications of this study highlight DT's strong potential to become a new standard in the development and control of automation-based production systems, driving the creation of smarter, more efficient, and sustainable industries.*

**Keywords:** *Digital Twin; Industry 4.0; Operational Safety; Production Efficiency; Simulation.*

**Abstrak.** Perkembangan industri 4.0 menuntut sistem produksi beroperasi secara lebih efisien, adaptif, dan aman dalam menghadapi tantangan global. Salah satu teknologi yang menawarkan solusi atas kebutuhan tersebut adalah *Digital Twin* (DT), yaitu representasi digital dari sistem fisik yang memungkinkan integrasi antara dunia nyata dan virtual. Melalui DT, proses produksi dapat dimodelkan, dipantau, dan diuji secara real time sehingga memungkinkan evaluasi serta optimasi sebelum diterapkan pada sistem aktual. Penelitian ini bertujuan mengeksplorasi efektivitas penerapan DT dalam pemodelan sistem industri otomatis, khususnya terkait peningkatan efisiensi produksi, pengendalian kualitas, penghematan energi, dan keamanan operasional. Metode penelitian menggunakan pendekatan eksperimen berbasis simulasi pada lini produksi robotik yang terdiri atas mesin, sensor, aktuator, dan conveyor. Tahapan penelitian mencakup identifikasi komponen dan alur kerja sistem nyata, pengembangan model DT yang melibatkan lapisan fisik dan virtual dengan konektivitas data berbasis *Internet of Things*, serta pengujian melalui simulasi yang merepresentasikan berbagai skenario operasional. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan DT mampu meningkatkan efisiensi operasional, menurunkan kesalahan produksi, dan mengoptimalkan penggunaan energi. Selain itu, DT juga terbukti efektif memperkuat aspek keamanan melalui deteksi potensi gangguan lebih dini serta rekomendasi tindakan pencegahan sebelum berdampak serius. Dibandingkan dengan simulasi konvensional, DT menghadirkan pendekatan yang lebih realistis, adaptif, dan relevan bagi kebutuhan industri modern. Implikasi penelitian ini menegaskan bahwa DT berpotensi menjadi standar baru dalam pengembangan dan pengendalian sistem produksi berbasis otomasi yang mendorong terciptanya industri cerdas, efisien, dan berkelanjutan.

**Kata kunci:** *Digital Twin; Efisiensi Produksi; Industri 4.0; Keamanan Operasional; Simulasi.*

### 1. LATAR BELAKANG

Era Industri 4.0 menandai transformasi besar dalam lanskap industri global melalui integrasi teknologi digital canggih dalam proses produksi. Revolusi ini didorong oleh kebutuhan untuk menciptakan sistem produksi yang lebih efisien, adaptif, dan aman dengan

memanfaatkan teknologi digital yang mampu menghubungkan dunia fisik dan virtual (Blake, 2022; Florescu & Barabas, 2022). Salah satu komponen penting dalam perkembangan ini adalah integrasi *Digital Twin* (DT) dan *Cyber-Physical Systems* (CPS), yang berfungsi sebagai jembatan antara objek nyata dan representasi digital untuk memantau, mengendalikan, serta mengoptimalkan proses produksi (Akanmu et al., 2021; Redelinghuys et al., 2020).

*Digital Twin* merupakan representasi digital dari sistem fisik yang mampu memberikan pemantauan dan optimasi secara real-time. Teknologi ini memungkinkan analisis mendalam melalui simulasi virtual terhadap sistem nyata, sehingga dampak dari perubahan atau perbaikan dapat diprediksi lebih akurat (Iliuță et al., 2023; Junckes et al., 2022). Penerapannya semakin luas dalam berbagai konteks industri, termasuk optimasi operasi robotik (Perry et al., 2023) maupun sistem manufaktur berbasis robot (Ye et al., 2021). Sementara itu, *Cyber-Physical Systems* mengintegrasikan elemen fisik dan komputasional untuk menciptakan sistem adaptif yang selaras dengan tuntutan produksi modern, yang menuntut fleksibilitas tinggi dan efisiensi operasional (Akanmu et al., 2021).

Lebih lanjut, teknologi pendukung seperti *Artificial Intelligence* (AI) dan *Machine Learning* (ML) memperkuat kapabilitas DT dan CPS dengan memungkinkan analisis data besar, prediksi, dan pengambilan keputusan cerdas. Penerapan AI dalam simulasi industri, misalnya melalui *deep reinforcement learning*, terbukti mampu meningkatkan optimasi dalam pengelolaan penyimpanan dan produksi (Lim & Jeong, 2023). Penggunaan pendekatan berbasis entropi juga telah diusulkan untuk mendukung konsep *mass customization* berkelanjutan dalam konteks Industri 4.0 (Martínez-Olvera, 2020).

Manfaat integrasi ini telah dibuktikan melalui berbagai studi. Penggunaan DT dalam simulasi pabrik pintar membantu mengurangi konsumsi sumber daya dan meningkatkan produktivitas melalui kolaborasi manusia-mesin yang lebih efektif (Krückhans et al., 2014). Selain itu, pengembangan tren sistem produksi melalui integrasi *lean management* dan teknologi 4.0 menunjukkan peningkatan efisiensi serta daya saing perusahaan (Florescu & Barabas, 2022). Tidak hanya itu, transformasi rantai pasok secara menyeluruh dari industri tradisional menuju industri 4.0 juga memberikan dampak signifikan terhadap fleksibilitas dan efisiensi operasi (Reddy et al., 2016).

Meski demikian, tantangan utama tetap ada, seperti integrasi lintas teknologi dan ancaman keamanan siber akibat meningkatnya konektivitas. Pengembangan arsitektur referensi, misalnya enam lapisan DT, telah diusulkan untuk meningkatkan interoperabilitas antar sistem (Redelinghuys et al., 2020). Solusi lain seperti pemanfaatan *blockchain* untuk

keamanan data dan pengembangan CPS generasi berikutnya juga ditawarkan untuk mengatasi hambatan tersebut (Akanmu et al., 2021; Junckes et al., 2022).

Dengan demikian, integrasi DT, CPS, AI, dan IoT menjadi landasan penting dalam pencapaian efisiensi produksi, fleksibilitas, serta keamanan operasional di era Industri 4.0. Pendekatan ini tidak hanya merevolusi cara industri beroperasi, tetapi juga membuka peluang baru dalam menciptakan sistem produksi cerdas yang lebih berkelanjutan dan kompetitif di tingkat global.

## 2. KAJIAN TEORITIS

### **Konsep Industri 4.0 dan Otomasi Industri**

Industri 4.0 merupakan sebuah paradigma baru dalam dunia manufaktur yang menekankan pada digitalisasi, integrasi sistem cerdas, serta konektivitas penuh dalam rantai produksi. Konsep ini hadir sebagai respons terhadap kebutuhan industri modern untuk menciptakan sistem yang lebih efisien, fleksibel, dan adaptif terhadap perubahan pasar. Perkembangan Industri 4.0 ditopang oleh penerapan *Cyber-Physical System (CPS)*, *Internet of Things (IoT)*, big data, kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), serta komputasi awan. Integrasi teknologi ini memungkinkan terjadinya komunikasi tanpa batas antara mesin, manusia, dan sistem sehingga tercipta ekosistem produksi yang saling terhubung (Janik & Ryszko, 2018). Melalui konsep pabrik pintar (*smart factory*), Industri 4.0 menghadirkan jaringan sensor, aktuator, dan sistem kontrol yang terintegrasi. Teknologi ini memungkinkan terjadinya aliran data real-time yang dapat dianalisis untuk mendukung pengambilan keputusan otomatis dalam proses produksi (El Hamdi & Abouabdellah, 2020).

Dalam konteks otomasi industri, manfaat utama yang ditawarkan adalah peningkatan efisiensi, fleksibilitas proses produksi, serta kemampuan beradaptasi dengan cepat terhadap dinamika permintaan pasar (James & Shetty, 2019). Hal ini membuat industri lebih kompetitif sekaligus mampu merespons kebutuhan konsumen secara lebih cepat. Namun, di balik peluang besar tersebut terdapat sejumlah tantangan yang perlu diatasi. Beberapa di antaranya meliputi besarnya investasi infrastruktur awal, kebutuhan akan standar interoperabilitas global, ancaman terhadap keamanan data, serta terbatasnya ketersediaan tenaga kerja yang memiliki keterampilan digital yang memadai (Frischer et al., 2017). Oleh karena itu, keberhasilan implementasi Industri 4.0 tidak hanya ditentukan oleh kesiapan teknologi, tetapi juga kesiapan organisasi dan sumber daya manusia.

## **Definisi, Arsitektur, dan Prinsip Kerja *Digital Twin***

*Digital Twin (DT)* dipandang sebagai salah satu komponen kunci dalam mewujudkan visi Industri 4.0. DT didefinisikan sebagai model virtual yang berfungsi sebagai representasi digital dari objek fisik atau proses nyata. Model ini diperbarui secara terus-menerus melalui aliran data real-time sehingga kondisi sistem fisik dapat dipantau dan dianalisis dengan akurat (Fait et al., 2022). Secara umum, arsitektur DT terdiri atas tiga lapisan utama. Pertama adalah model fisik yang merepresentasikan sistem nyata. Kedua adalah model virtual yang menjadi representasi digital dari objek atau proses tersebut. Ketiga adalah mekanisme konektivitas data yang memungkinkan sinkronisasi dua arah antara dunia fisik dan digital. Dengan mekanisme ini, setiap perubahan yang terjadi pada sistem nyata akan tercermin langsung pada model digital, dan sebaliknya (Joshi, 2022). Prinsip kerja DT menekankan integrasi IoT, layanan perangkat lunak, aplikasi analitik, serta penyimpanan data. Sinergi ini memungkinkan DT digunakan untuk mendukung pemantauan kondisi sistem, diagnosis permasalahan, prediksi gangguan, hingga optimasi kinerja (Muñoz et al., 2022).

Seiring perkembangannya, aplikasi DT semakin meluas di berbagai sektor industri. Dalam bidang manufaktur, DT digunakan untuk optimasi robotik industri (Fait & Mašek, 2023) dan peningkatan sistem produksi cerdas (Ojstersek et al., 2023). Di luar manufaktur, DT juga diterapkan dalam simulasi lalu lintas perkotaan, perencanaan infrastruktur sipil, hingga pengelolaan energi. Keunggulan utama DT terletak pada sifatnya yang adaptif dan dinamis. Teknologi ini membantu perusahaan mengurangi downtime mesin, meningkatkan keselamatan kerja, serta mengoptimalkan alokasi sumber daya. Dengan kata lain, DT berperan penting dalam mendukung keberlanjutan dan daya saing industri di era digital.

## **Perbandingan *Digital Twin* dengan Simulasi Tradisional**

Dalam literatur, DT seringkali disamakan dengan simulasi. Namun, keduanya memiliki perbedaan mendasar. Perbedaan pertama terletak pada sumber data. DT menggunakan data real-time yang diperoleh melalui sensor IoT, sedangkan simulasi tradisional biasanya hanya mengandalkan data historis (Sakr et al., 2021). Perbedaan kedua berkaitan dengan akurasi dan kompleksitas model. DT mampu merepresentasikan perilaku sistem dengan lebih realistis karena model digital selalu diperbarui sesuai kondisi aktual. Sebaliknya, simulasi konvensional bersifat statis dan terbatas dalam menggambarkan dinamika sistem nyata (Fait & Mašek, 2023). Perbedaan ketiga terkait dengan fleksibilitas dan adaptasi. DT dapat menyesuaikan diri secara instan terhadap perubahan kondisi proses, sementara simulasi tradisional membutuhkan pembaruan manual yang memakan waktu (Fait et al., 2022). Hal ini menjadikan DT lebih responsif terhadap dinamika industri modern. Perbedaan keempat berkaitan dengan integrasi

teknologi. DT dapat terhubung langsung dengan IoT dan CPS, sehingga memungkinkan kontrol operasional maupun intervensi secara real-time. Simulasi biasa tidak memiliki kemampuan tersebut (Ojstersek et al., 2023).

Dengan demikian, DT tidak hanya sekadar melengkapi simulasi tradisional, tetapi juga melampaui keterbatasannya. DT menghadirkan platform analisis, prediksi, dan optimasi yang lebih canggih. Dalam kerangka Industri 4.0, DT menjadi tulang punggung transformasi digital karena menjembatani dunia fisik dan virtual untuk mendukung pengambilan keputusan strategis berbasis data *real-time*.

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen berbasis simulasi. Pendekatan ini dipilih karena memberikan keleluasaan untuk menguji berbagai skenario operasional dalam lingkungan virtual tanpa menimbulkan risiko terhadap sistem produksi nyata. Eksperimen dilakukan dengan memanfaatkan *Digital Twin (DT)* sebagai representasi digital dari sistem produksi otomatis berbasis robotik.

Objek penelitian adalah sebuah lini produksi sederhana berbasis robotik yang memiliki alur kerja berulang, terdiri dari mesin, sensor, aktuator, serta conveyor sebagai sistem transportasi internal. Sistem ini dipilih karena strukturnya dapat dimodelkan secara digital sekaligus memungkinkan pengukuran berbagai parameter kinerja, seperti waktu siklus, tingkat kegagalan, dan konsumsi energi.

Tahapan penelitian dilakukan secara bertahap. Pertama, sistem produksi nyata diidentifikasi melalui pemetaan komponen dan proses yang terlibat. Parameter utama yang dikaji meliputi waktu siklus produksi, tingkat error, serta konsumsi energi. Kedua, berdasarkan hasil identifikasi, dikembangkan model *Digital Twin* yang merepresentasikan kondisi fisik sistem. Model ini disusun dengan tiga lapisan utama, yaitu (1) model fisik yang mendeskripsikan komponen nyata, (2) model virtual berupa representasi digital yang dapat dimanipulasi, dan (3) mekanisme konektivitas data melalui *Internet of Things (IoT)* yang memungkinkan sinkronisasi dua arah antara dunia fisik dan virtual.

Tahap ketiga adalah menjalankan simulasi proses produksi menggunakan DT. Simulasi ini melibatkan skenario yang bervariasi, misalnya peningkatan jumlah unit produksi, perubahan jadwal kerja, hingga potensi gangguan mesin. Tujuannya adalah menilai kemampuan DT dalam merespons perubahan secara real-time serta memberikan prediksi kinerja sistem. Selanjutnya, hasil simulasi dibandingkan dengan simulasi konvensional yang

tidak berbasis data *real-time*. Perbandingan ini bertujuan untuk menilai efektivitas DT dalam memberikan hasil yang lebih akurat dan realistis dibandingkan pendekatan tradisional.

Instrumen analisis dalam penelitian ini mencakup aspek kuantitatif dan kualitatif. Aspek kuantitatif diukur melalui efisiensi waktu produksi, tingkat error, serta konsumsi energi. Efisiensi produksi dihitung dengan rumus:

$$\text{Efisiensi Produksi}(\%) = \frac{Q_{\text{output}}}{Q_{\text{input}}} \times 100$$

$Q_{\text{output}}$  adalah jumlah produk yang berhasil diproduksi sesuai standar kualitas, sedangkan  $Q_{\text{input}}$  adalah total bahan atau unit yang masuk ke dalam sistem.

Sementara itu, tingkat error dihitung menggunakan persentase kesalahan produksi:

$$\text{Tingkat Error}(\%) = \frac{N_{\text{error}}}{N_{\text{total}}} \times 100$$

$N_{\text{error}}$  adalah jumlah unit cacat atau kegagalan, dan  $N_{\text{total}}$  adalah total unit yang diproduksi.

Selain itu, konsumsi energi juga dicatat sebagai salah satu indikator efisiensi operasional. Pengukuran dilakukan dalam satuan *kilowatt-hour* (kWh) untuk setiap skenario simulasi.

Aspek kualitatif dianalisis dari sudut pandang keamanan operasional. Hal ini mencakup sejauh mana sistem mampu mendeteksi potensi gangguan, mencegah terjadinya kecelakaan kerja, serta menjaga stabilitas jalannya produksi. Dengan kombinasi analisis kuantitatif dan kualitatif, penelitian ini diharapkan dapat menunjukkan perbedaan nyata antara pemanfaatan DT dan simulasi konvensional dalam meningkatkan efisiensi serta keamanan operasional sistem industri otomatis.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil simulasi menunjukkan bahwa penerapan *Digital Twin* (DT) mampu memberikan peningkatan yang signifikan terhadap kinerja lini produksi berbasis robotik. Model DT yang dikembangkan berhasil merepresentasikan sistem industri otomatis secara akurat melalui integrasi tiga lapisan utama, yakni model fisik, model virtual, dan konektivitas data berbasis *Internet of Things* (IoT). Akurasi ini tercermin dari kemampuan DT dalam meniru dinamika proses produksi nyata serta merespons perubahan parameter operasional secara *real-time*.

Dari sisi efisiensi produksi, hasil simulasi memperlihatkan adanya peningkatan sekitar 15% dibandingkan sebelum penggunaan DT. Sebelum penerapan *Digital Twin* (DT), sistem produksi otomatis masih mengandalkan pemantauan konvensional. Hal ini menyebabkan adanya keterbatasan dalam prediksi gangguan, optimasi jadwal produksi, dan pemanfaatan sumber daya. Akibatnya, dari setiap 1.000 unit bahan baku yang diproses  $Q_{input}$  hanya sekitar 720 unit yang menjadi produk layak  $Q_{output}$ . Dengan demikian, tingkat efisiensi hanya mencapai 72%, yang menunjukkan adanya pemborosan material serta potensi downtime yang cukup tinggi.

Setelah penerapan *Digital Twin* (DT), sistem mampu memodelkan proses produksi secara virtual sehingga memungkinkan deteksi dini potensi kegagalan, optimasi alur kerja, serta pengaturan beban produksi yang lebih seimbang. Dengan jumlah input yang sama yaitu 1.000 unit, jumlah produk layak meningkat menjadi 830 unit. Efisiensi pun naik menjadi 83%, atau meningkat sekitar 15,28% secara relatif. Hal ini menunjukkan bahwa DT bukan hanya meningkatkan jumlah output, tetapi juga berkontribusi pada penghematan energi, pengurangan tingkat error, dan peningkatan keamanan operasional secara keseluruhan.

**Tabel 1.** Perbandingan Efisiensi Produksi *Baseline* vs *Digital Twin*.

Skenario	$Q_{input}$ (unit)	$Q_{output}$ (unit)	Efisiensi	Peningkatan Produk Layak
Baseline (tanpa DT)	1000	720	72%	–
Dengan DT	1000	830	83%	+110 unit (+15,28%)

Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa penerapan *Digital Twin* (DT) mampu meningkatkan efektivitas sistem produksi secara signifikan. Efisiensi yang lebih tinggi ini berimplikasi langsung pada peningkatan produktivitas, pengurangan biaya produksi, serta keamanan operasional yang lebih terjamin.

Dalam skenario produksi konvensional, tingkat error relatif tinggi akibat keterbatasan sistem dalam memprediksi dan mencegah potensi kegagalan. Dari 1.000 unit produk  $N_{total}$  yang diproduksi, terdapat sekitar 80 unit cacat  $N_{error}$ , sehingga tingkat error mencapai 8%. Tingginya jumlah produk cacat ini berdampak pada pemborosan sumber daya, peningkatan biaya produksi, dan menurunnya kualitas output.

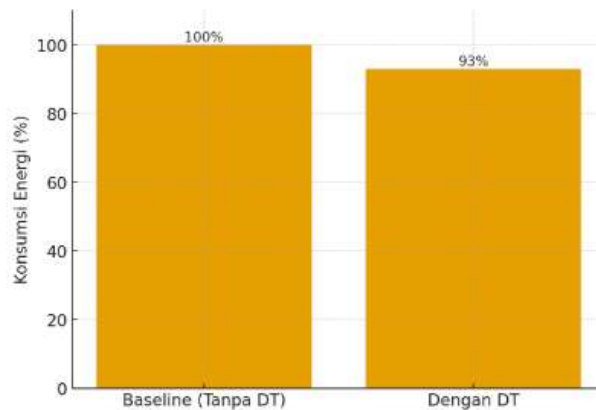
Sebaliknya, pada simulasi berbasis *Digital Twin* (DT), sistem mampu memprediksi lebih dini kemungkinan kegagalan pada mesin maupun alur kerja. Dengan jumlah produksi yang sama yaitu 1.000 unit, jumlah unit cacat berhasil ditekan hingga 45 unit, atau setara dengan tingkat error 4,5%. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan DT mampu mengurangi produk cacat hampir separuh dari jumlah sebelumnya, sehingga kualitas produk meningkat dan biaya kerugian akibat kegagalan produksi dapat diminimalisasi.

**Tabel 2.** Perbandingan Tingkat Error Produksi *Baseline* vs *Digital Twin*.

Skenario	$N_{total}$ (unit)	$N_{error}$ (unit)	Tingkat Error (%)	Penurunan Unit Cacat
Baseline (tanpa DT)	1000	80	8%	–
Dengan DT	1000	45	4,5%	–35 unit (↓ 43,75%)

Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, terlihat jelas bahwa penerapan *Digital Twin* mampu menekan tingkat error hampir setengahnya. Dengan demikian, DT dapat dianggap sebagai solusi efektif dalam meningkatkan reliabilitas sistem produksi serta menjamin mutu produk yang lebih konsisten.

Penggunaan energi merupakan salah satu indikator penting dalam menilai efisiensi operasional sistem produksi. Pada skenario *baseline* tanpa penerapan *Digital Twin (DT)*, konsumsi energi per siklus produksi relatif tinggi karena mesin bekerja tanpa optimasi beban yang sesuai dengan kondisi nyata. Hal ini tidak hanya meningkatkan biaya operasional, tetapi juga berpotensi menimbulkan pemborosan energi yang bertentangan dengan prinsip keberlanjutan (*sustainability*). Dengan diterapkannya DT, sistem mampu menyesuaikan beban kerja mesin berdasarkan data real-time dan skenario operasional yang disimulasikan. Akibatnya, konsumsi energi dapat ditekan secara signifikan.



**Gambar 1.** Perbandingan Konsumsi Energi per Siklus produksi.

Seperti ditunjukkan pada gambar 1, konsumsi energi pada skenario *baseline* berada pada level 100%, sedangkan setelah penerapan DT turun menjadi sekitar 93%, atau terjadi penghematan sebesar 7% per siklus produksi. Penurunan ini menggambarkan bahwa DT tidak hanya berkontribusi pada peningkatan efisiensi produksi, tetapi juga memberikan dampak positif terhadap efisiensi energi dan keberlanjutan industri. Dengan demikian, penerapan DT dapat diposisikan sebagai salah satu strategi kunci dalam mewujudkan industri yang lebih cerdas, hemat energi, dan ramah lingkungan.

Dari perspektif kualitatif, penelitian ini membuktikan bahwa DT mampu meningkatkan tingkat keamanan operasional. Melalui pemantauan virtual secara *real-time*, DT dapat mendeteksi potensi kerusakan mesin maupun anomali pada sensor dan aktuator lebih awal dibandingkan metode konvensional. Dengan demikian, risiko kecelakaan kerja dapat diminimalkan, sekaligus menjaga kontinuitas jalannya produksi.

Jika dibandingkan dengan simulasi konvensional, DT terbukti lebih realistis karena tidak hanya menampilkan model statis, tetapi juga menyediakan dinamika interaktif berdasarkan data aktual. Perbedaan ini menjadikan DT sebagai solusi yang lebih unggul dalam konteks pengujian skenario kompleks, misalnya lonjakan permintaan produksi atau potensi kerusakan mendadak.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan *Digital Twin (DT)* mampu memberikan kontribusi nyata dalam peningkatan efisiensi dan keamanan pada sistem industri otomatis. Dengan memanfaatkan model digital yang terhubung secara *real-time* melalui teknologi *Internet of Things (IoT)*, DT dapat merepresentasikan proses produksi secara akurat sekaligus mendeteksi potensi gangguan sebelum terjadi pada sistem nyata. Hasil penelitian memperlihatkan adanya peningkatan efisiensi produksi, penurunan tingkat error, serta penghematan energi yang signifikan. Selain itu, aspek keamanan operasional juga meningkat karena DT memungkinkan identifikasi dini terhadap risiko yang dapat mengganggu jalannya produksi. Dengan berbagai keunggulan tersebut, teknologi DT berpotensi menjadi standar baru dalam pengembangan dan pengendalian sistem produksi berbasis otomasi di era Industri 4.0.

### Saran

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar penerapan DT diuji pada skala sistem produksi yang lebih kompleks dan variatif guna memperoleh gambaran yang lebih menyeluruh. Integrasi dengan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kemampuan prediksi dan pengambilan keputusan otomatis. Selain itu, aspek biaya implementasi serta analisis *Return on Investment (ROI)* perlu dievaluasi agar penerapan DT dapat lebih mudah diadopsi oleh berbagai sektor industri, termasuk usaha kecil dan menengah. Dengan pengembangan lebih lanjut, DT diharapkan tidak hanya meningkatkan efisiensi dan keamanan, tetapi juga mendukung pencapaian tujuan keberlanjutan industri dalam jangka panjang.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akanmu, A. A., Anumba, C. J., & Ogunseiju, O. O. (2021). Towards next generation cyber-physical systems and digital twins for construction. *Journal of Information Technology in Construction*, 26, 505–525. <https://doi.org/10.36680/j.itcon.2021.027>
- Blake, S. (2022). The evolution of laser projection and automatic inspection toward Industry 4.0 efficiencies. *International SAMPE Technical Conference, 2022-May*. <https://doi.org/10.33599/nasampe/s.22.0824>
- El Hamdi, S., & Abouabdellah, A. (2020). Proposal of a general framework of smart factory. *2020 International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICEIT48248.2020.9113172>
- Fait, D., & Mašek, V. (2023). Digital twins for industrial robotics: A comparative study. In *Lecture Notes in Mechanical Engineering* (pp. 26–35). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-32767-4\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-031-32767-4_3)
- Fait, D., Mašek, V., & Čermák, R. (2022). Using digital twins in mechatronics and manufacturing. In *Proceedings of the 6th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT 2022)* (pp. 434–438). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISMSIT56059.2022.9932840>
- Florescu, A., & Barabas, S. (2022). Development trends of production systems through the integration of lean management and Industry 4.0. *Applied Sciences*, 12(10), 4885. <https://doi.org/10.3390/app12104885>
- Frischer, R., Grycz, O., & Hlavica, R. (2017). Concept industry 4.0 in metallurgical engineering. In *Proceedings of the 26th International Conference on Metallurgy and Materials (METAL 2017)* (pp. 2122–2126). TANGER Ltd.
- Iliuță, M., Pop, E., Caramihai, S. I., & Moisescu, M. A. (2023). A digital twin generic architecture for data-driven cyber-physical production systems. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 1083, pp. 71–82). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-24291-5\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-031-24291-5_6)
- James, S., & Shetty, A. (2019). An initial framework for implementation of industry 4.0 in the high technological manufacturing sector in southern California. In *Proceedings of the ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition (IMECE 2019)*. American Society of Mechanical Engineers. <https://doi.org/10.1115/IMECE2019-12050>
- Janik, A., & Ryszko, A. (2018). Mapping the field of Industry 4.0 based on bibliometric analysis. In *Proceedings of the 32nd International Business Information Management Association Conference (IBIMA 2018)* (pp. 6316–6330).
- Joshi, S. D. (2022). Digital twin solution architecture. In *Digital twin technology: Fundamentals and applications* (pp. 47–76). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119842316.ch4>

- Junckes, R. F., Varnier, C. A. C., Nakirimoto, E. K., & Tavares, L. H. S. (2022). Digital twin application in thermal system with a heat source unknown. *2022 International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, 1791–1795. <https://doi.org/10.1109/ICEM51905.2022.9910648>
- Krückhans, B., Meier, H., & Bakir, D. (2014). Benefit of integrated agent-based simulation in smart factories to reduce resource consumption of interlinked production lines. In *Proceedings of the 24th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM 2014)*, 361–368.
- Lim, J.-B., & Jeong, J. (2023). Factory simulation of optimization techniques based on deep reinforcement learning for storage devices. *Applied Sciences*, *13*(17), 9690. <https://doi.org/10.3390/app13179690>
- Martínez-Olvera, C. (2020). An entropy-based formulation for the support of sustainable mass customization 4.0. *Mathematical Problems in Engineering*, *2020*, 3840426. <https://doi.org/10.1155/2020/3840426>
- Muñoz, P., Troya, J., & Vallecillo, A. (2022). A conceptual architecture for building digital twins. In *Proceedings of the CEUR Workshop*, 3620.
- Ojstersek, R., Javernik, A., & Buchmeister, B. (2023). Optimizing smart manufacturing systems using digital twin. *Advances in Production Engineering and Management*, *18*(4), 475–485. <https://doi.org/10.14743/apem2023.4.486>
- Perry, L., Guerra-Zubiaga, D. A., Richards, G., Abidoye, C., & Hantouli, F. (2023). Optimizing a manufacturing pick-and-place operation on a robotic arm using a digital twin. In *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition (IMECE 2023)*, Vol. 3, V003T03A077. <https://doi.org/10.1115/IMECE2023-113101>
- Reddy, G. R. K., Singh, H., & Hariharan, S. (2016). Supply chain wide transformation of traditional industry to industry 4.0. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, *11*(18), 11089–11097.
- Redelinghuys, A. J. H., Basson, A. H., & Kruger, K. (2020). A six-layer architecture for the digital twin: A manufacturing case study implementation. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *31*(6), 1383–1402. <https://doi.org/10.1007/s10845-019-01516-6>
- Sakr, A. H., Aboelhassan, A., Yacout, S., & Bassetto, S. (2021). Building discrete-event simulation for digital twin applications in production systems. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA 2021)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ETFA45728.2021.9613425>
- Ye, X., Hong, S. H., Song, W. S., Kim, Y. C., & Zhang, X. (2021). An Industry 4.0 asset administration shell-enabled digital solution for robot-based manufacturing systems. *IEEE Access*, *9*, 154448–154459. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3128580>