

Penjadwalan Proses Dinamis Berbasis Kombinasi *Deadline* dan LLF pada MES SmartEdu Station

Yuliadi Erdani^{1*}, Setyawan Ajie Sukarno², Muhammad Giri Suhada³, Susetyo Bagas Bhaskoro³,
Ismail Rokhim⁴

^{1,2,3,4}Politeknik Manufaktur Bandung, Jl. Kanayakan No 21, Kota Bandung, Jawa Barat, Indonesia
E-mail: ¹yul_erdani@yahoo.com, ²ajie@ae.polman-bandung.ac.id, ³giri@ae.polman-bandung.ac.id,
⁴bagas@polman-bandung.ac.id, ⁵ismail@ae.polman-bandung.ac.id

*Corresponding Author

ABSTRACT

Production scheduling in dynamic manufacturing environments requires a decision-making mechanism capable of responding rapidly to job arrivals while maintaining production timeliness. This study aims to implement the Deadline and Least Laxity First (LLF) methods in the SmartEdu Station Manufacturing Execution System (MES) to support dynamic process scheduling in a job shop manufacturing environment. The proposed approach applies a two-stage scheduling mechanism consisting of job feasibility evaluation using deadline constraints to determine whether a job can still be completed on time, followed by production priority determination using the smallest laxity value based on the LLF method to select the most critical job among feasible jobs. The experiment was conducted using five production jobs with different arrival times, processing durations, and due dates. The results show that the system can automatically identify feasible, critical, and infeasible jobs while dynamically updating production priorities according to current production conditions. Of the five evaluated jobs, four were classified as feasible and successfully scheduled, while one job was identified as infeasible due to insufficient available production time. This study contributes by integrating the Deadline and LLF methods into a two-stage scheduling mechanism within an MES to improve decision-making adaptability in dynamic manufacturing environments..

Keywords: Deadline Scheduling, Least Laxity First (LLF), Manufacturing Execution System, Dynamic Scheduling, Smart Manufacturing.

ABSTRAK

Penjadwalan produksi pada lingkungan manufaktur dinamis memerlukan mekanisme pengambilan keputusan yang mampu merespon perubahan kedatangan pekerjaan secara cepat dan menjaga ketepatan waktu penyelesaian produksi. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan metode *Deadline* dan *Least Laxity First* (LLF) pada *Manufacturing Execution System* (MES) *SmartEdu Station* untuk mendukung penjadwalan proses dinamis pada lingkungan *job shop manufacturing*. Metode yang diusulkan menerapkan mekanisme penjadwalan dua tahap, yaitu evaluasi kelayakan pekerjaan menggunakan batas waktu penyelesaian (*deadline*) untuk menentukan apakah suatu pekerjaan masih dapat diselesaikan tepat waktu, kemudian penentuan prioritas produksi menggunakan nilai *laxity* terkecil berdasarkan metode LLF untuk memilih pekerjaan paling kritis diantara pekerjaan yang masih layak dikerjakan. Pengujian dilakukan terhadap lima pekerjaan yang memiliki waktu kedatangan, durasi proses, dan tenggat penyelesaian berbeda. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi pekerjaan *feasible*, *critical*, dan *infeasible* secara otomatis serta memperbarui prioritas produksi secara dinamis sesuai kondisi aktual. Dari lima pekerjaan yang diuji, empat pekerjaan dinyatakan layak dijadwalkan dan satu pekerjaan teridentifikasi tidak layak karena keterbatasan waktu produksi yang tersedia. Penelitian ini memberikan kontribusi berupa integrasi metode *Deadline* dan LLF dalam mekanisme penjadwalan dua tahap pada MES untuk meningkatkan adaptabilitas pengambilan keputusan pada lingkungan manufaktur dinamis..

Kata kunci: *Deadline scheduling, least laxity first, manufacturing execution system*, penjadwalan dinamis, smart manufacturing.

Dikirim: 7 Juni 2026; Diterima: 26 Juni 2026; Dipublikasikan: 20 September 2026

Cara sitasi: Erdani, y., Sukarno, S. A., Suhada, M. G., Bhaskoro, S. B., & Rokhim, I. (2026). Penjadwalan proses dinamis berbasis kombinasi *deadline* dan LLF pada MES smartedu station. *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 11(2), 220-231. DOI: <http://dx.doi.org/10.25157/teorema.v11i2.24776>.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



PENDAHULUAN

Perkembangan *Industry 4.0* telah mendorong transformasi sistem manufaktur menuju lingkungan produksi yang lebih cerdas, terintegrasi, dan adaptif terhadap perubahan kondisi operasional. Konsep *smart manufacturing* memanfaatkan integrasi teknologi informasi, otomasi, dan analisis data untuk meningkatkan efisiensi proses produksi serta mendukung pengambilan keputusan secara cepat dan akurat (Brettel *et al.*, 2017; Rojko, 2017). Salah satu komponen penting dalam lingkungan manufaktur modern adalah kemampuan sistem untuk melakukan penjadwalan produksi secara dinamis sehingga sumber daya produksi dapat dimanfaatkan secara optimal tanpa mengabaikan target penyelesaian pekerjaan (Saha & Mishra, 2022). Sebagai contoh riil di industri perakitan elektronik atau komponen otomotif, ketidakmampuan sistem dalam merespons gangguan secara *real-time* sering kali memicu kerugian operasional yang besar. Ketika terjadi pesanan mendadak dari konsumen (*rush orders*) atau adanya kerusakan mesin operasional (*machine breakdown*) secara tiba-tiba, penggunaan jadwal statis yang kaku akan mengakibatkan penumpukan material setengah jadi (*work-in-process*) di lantai produksi dan waktu menganggur (*downtime*) mesin lain yang tinggi. Kasus nyata pada industri manufaktur menunjukkan bahwa keterlambatan dalam penyesuaian jadwal ini dapat menurunkan efisiensi *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) hingga 15% dan memicu denda finansial akibat keterlambatan pengiriman produk. Oleh karena itu, pengembangan metode penjadwalan yang mampu beradaptasi terhadap perubahan kondisi produksi menjadi kebutuhan penting dalam implementasi manufaktur cerdas (Buer *et al.*, 2018).

Pada lingkungan *job shop manufacturing*, pekerjaan dapat datang pada waktu yang berbeda dengan durasi proses dan batas waktu penyelesaian yang bervariasi. Kondisi tersebut menyebabkan proses penjadwalan menjadi lebih kompleks karena sistem harus menentukan urutan pengerjaan yang mampu memenuhi tenggat waktu sekaligus menjaga utilisasi sumber daya produksi. Menurut Baker & Trietsch (2018) serta Pinedo (2022), keberhasilan sistem penjadwalan tidak hanya ditentukan oleh kemampuan menentukan urutan pekerjaan, tetapi juga oleh kemampuan mengevaluasi kelayakan penyelesaian pekerjaan berdasarkan waktu yang tersedia. Ketidaktepatan dalam proses evaluasi tersebut dapat menyebabkan pekerjaan terlambat diselesaikan atau bahkan tidak dapat diselesaikan sesuai batas waktu yang telah ditentukan.

Penelitian mengenai *dynamic scheduling* telah berkembang secara signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Bouazza *et al* (2021) mengembangkan pendekatan penjadwalan dinamis berbasis *hyper-heuristic* untuk meningkatkan fleksibilitas sistem manufaktur. Ivanov *et al* (2021) melakukan tinjauan komprehensif terhadap berbagai metode optimasi penjadwalan pada sistem manufaktur cerdas dan menunjukkan pentingnya kemampuan sistem dalam merespons perubahan kondisi produksi secara *real-time*. Rossit & Tohmé (2022) memanfaatkan konsep *digital twin* untuk mendukung pengambilan keputusan penjadwalan pada sistem produksi siber-fisik, sedangkan Leng *et al* (2021) dan Villalonga *et al* (2021) mengembangkan metode penjadwalan dinamis berbasis *digital twin* untuk lingkungan *flexible job shop*. Penelitian lain yang dilakukan oleh Zhang & Zheng (2025) dan Zhang *et al* (2022) menunjukkan bahwa kemampuan sistem dalam menentukan prioritas pekerjaan secara dinamis berpengaruh terhadap peningkatan kinerja produksi dan pengurangan risiko keterlambatan.

Meskipun berbagai penelitian tersebut telah memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem penjadwalan dinamis, sebagian besar penelitian masih berfokus pada optimasi urutan pekerjaan, *rescheduling*, atau penerapan teknik kecerdasan buatan untuk menentukan prioritas produksi. Penelitian-penelitian tersebut umumnya belum mengintegrasikan evaluasi kelayakan pekerjaan berdasarkan batas waktu penyelesaian dengan mekanisme penentuan prioritas pekerjaan dalam satu proses pengambilan keputusan yang terstruktur (Ivanov *et al.*, 2021). Akibatnya, sistem sering kali hanya menghasilkan urutan prioritas pekerjaan tanpa memberikan informasi yang jelas mengenai apakah suatu pekerjaan masih layak dikerjakan, berada pada kondisi kritis, atau sudah tidak memungkinkan untuk diselesaikan sesuai tenggat waktu yang ditetapkan.

Secara matematis, proses evaluasi kelayakan pekerjaan dapat dilakukan menggunakan pendekatan *deadline scheduling*, sedangkan tingkat urgensi pekerjaan dapat dianalisis menggunakan

metode *Least Laxity First* (LLF). Metode *deadline scheduling* digunakan untuk menentukan apakah suatu pekerjaan masih dapat diselesaikan sebelum batas waktu penyelesaian, sedangkan LLF menentukan prioritas pekerjaan berdasarkan nilai *laxity*, yaitu selisih antara waktu yang tersisa hingga tenggat penyelesaian dengan waktu proses yang masih dibutuhkan (Buttazzo, 2024; Zhang *et al.*, 2022). Integrasi kedua metode tersebut berpotensi menghasilkan mekanisme pengambilan keputusan yang lebih adaptif karena sistem tidak hanya menentukan prioritas pekerjaan, tetapi juga mengevaluasi kelayakan penyelesaiannya sebelum pekerjaan dijadwalkan.

Pemanfaatan pendekatan analitis dan komputasional dalam proses pengambilan keputusan telah diterapkan pada berbagai bidang penelitian untuk mendukung penyelesaian masalah dan evaluasi kinerja sistem berbasis data, baik pada sistem manufaktur maupun pada penelitian yang berfokus pada analisis proses penyelesaian masalah matematis dan pengolahan data secara sistematis (Gazali *et al.*, 2026; Naibaho *et al.*, 2025). Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa pengambilan keputusan berbasis data memiliki peran penting dalam meningkatkan efektivitas sistem pada berbagai bidang aplikasi.

Implementasi penelitian dilakukan pada *Manufacturing Execution System* (MES) *SmartEdu Station* yang merupakan *platform* pembelajaran manufaktur cerdas berbasis otomasi industri. *SmartEdu Station* telah digunakan sebagai media pengembangan teknologi manufaktur yang mengintegrasikan sistem kontrol, pemantauan proses, dan pengolahan data produksi dalam satu lingkungan terintegrasi (Ridwan *et al.*, 2025). Penelitian terdahulu oleh Ridwan *et al* (2025) tersebut telah berhasil membuktikan kapabilitas dan keandalan *platform* ini dalam pemrosesan data secara *real-time* melalui implementasi algoritma penyortiran berbasis *computer vision* pada sistem *conveyor* SmartEdu. Keberhasilan integrasi kontrol otomatis dan komunikasi data pada riset sebelumnya menjadi fondasi kuat bahwa arsitektur sistem ini mampu menangani komputasi yang lebih kompleks. Oleh karena itu, keberadaan MES memungkinkan proses penjadwalan, evaluasi pekerjaan, dan pemantauan hasil produksi dilakukan secara terpusat sehingga sesuai untuk mengimplementasikan mekanisme penjadwalan dinamis yang diusulkan dalam penelitian ini.

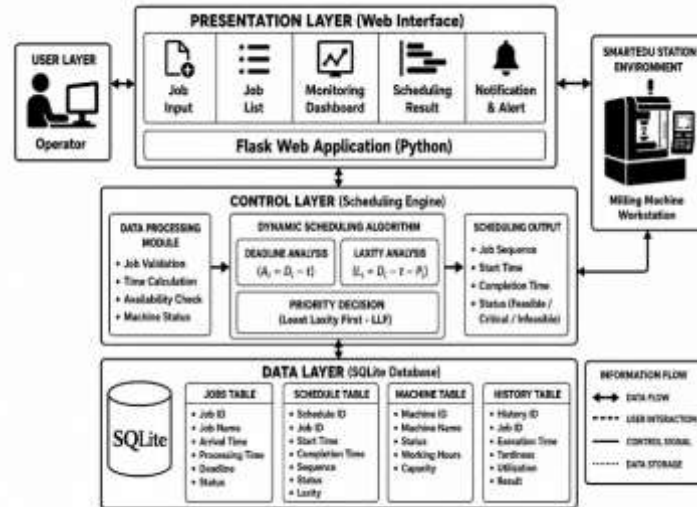
Hipotesis penelitian ini adalah bahwa integrasi metode *deadline scheduling* dan LLF pada MES mampu meningkatkan kemampuan pengambilan keputusan secara dinamis tanpa menimbulkan efek domino keterlambatan (*tardiness domino effect*). Berdasarkan hipotesis tersebut, kebaruan (*novelty*) utama penelitian ini terletak pada formulasi *Two-Stage Decision Rule* (Atur Keputusan Dua Tahap) yang mengintegrasikan *feasibility filtering* berbasis *deadline validation* pada tahap pertama, diikuti dengan penentuan prioritas dinamis berbasis nilai *laxity* terkecil pada tahap kedua. Berbeda dengan pendekatan LLF konvensional yang rentan terhadap anomali kegagalan sistemik akibat memproses pekerjaan yang sudah tidak layak (*infeasible*), *decision rule* yang diusulkan secara matematis mengisolasi pekerjaan *infeasible* sejak awal. Pendekatan ini memberikan kontribusi berupa model pengambilan keputusan baru pada MES yang secara terukur mampu mengklasifikasikan status pekerjaan menjadi *feasible*, *critical*, dan *infeasible* sebelum alokasi sumber daya mesin dilakukan.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem penjadwalan proses dinamis berbasis *deadline scheduling* dan LLF pada MES *SmartEdu Station* untuk mendukung pengambilan keputusan pada lingkungan *job shop manufacturing*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode penjadwalan dinamis berbasis pendekatan matematis yang mampu meningkatkan adaptabilitas sistem produksi dalam menghadapi perubahan kondisi manufaktur serta mendukung implementasi manufaktur cerdas pada lingkungan pendidikan dan industri (Liu *et al.*, 2022).

METODE PENELITIAN

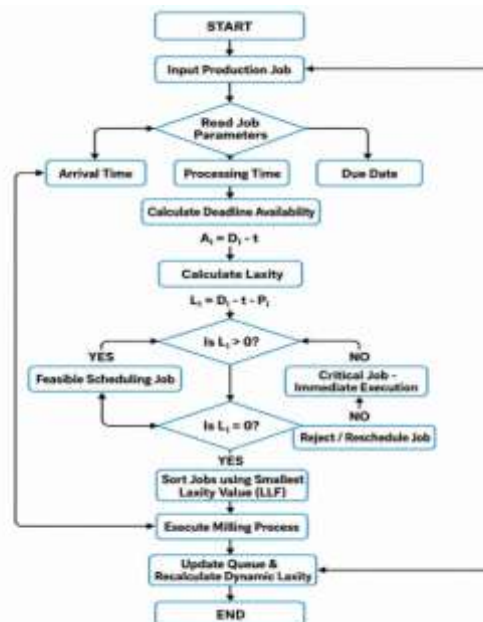
Penelitian ini dilakukan pada *Manufacturing Execution System* (MES) *SmartEdu Station* yang digunakan sebagai lingkungan implementasi penjadwalan proses dinamis pada *job shop manufacturing*. Sistem yang dikembangkan terdiri atas antarmuka pengguna, basis data produksi, dan *scheduling engine* yang berfungsi melakukan evaluasi kelayakan pekerjaan serta menentukan prioritas produksi secara otomatis. Pengembangan sistem dilakukan dengan mengintegrasikan konsep *dynamic*

scheduling yang memungkinkan pembaruan keputusan penjadwalan secara berkelanjutan ketika terjadi perubahan kondisi produksi atau kedatangan pekerjaan baru (Ding *et al.*, 2023; Ivanov *et al.*, 2019; Tubilla & Gershwin, 2022). Arsitektur sistem yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1. Data produksi yang digunakan meliputi waktu kedatangan pekerjaan, durasi proses, dan batas waktu penyelesaian yang kemudian diproses oleh MES untuk menghasilkan keputusan penjadwalan secara *real-time*.



Gambar 1. Arsitektur sistem penjadwalan dinamis berbasis MES

Penelitian ini menggunakan desain eksperimen dengan menerapkan metode *deadline scheduling* dan *Least Laxity First* (LLF) pada lingkungan produksi yang dinamis. Metode *deadline scheduling* digunakan untuk mengevaluasi kelayakan pekerjaan berdasarkan batas waktu penyelesaian sehingga sistem dapat menentukan apakah suatu pekerjaan masih dapat diselesaikan sebelum tenggat waktu yang ditetapkan (Buttazzo, 2024; Villalonga *et al.*, 2021). Selanjutnya, metode LLF digunakan untuk menentukan prioritas pekerjaan berdasarkan tingkat urgensi yang direpresentasikan oleh nilai *laxity* (Leung, 2022; Pinedo, 2022; Zhang & Zheng, 2025). Mekanisme penjadwalan yang diterapkan terdiri atas dua tahap, yaitu evaluasi kelayakan pekerjaan dan penentuan prioritas produksi. Alur proses pengambilan keputusan penjadwalan ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Mekanisme penjadwalan dua tahap berbasis *Deadline* dan LLF

Implementasi sistem dilakukan menggunakan aplikasi berbasis *web* yang terintegrasi dengan basis data produksi. Antarmuka sistem digunakan untuk memasukkan data pekerjaan dan menampilkan hasil penjadwalan, sedangkan *backend scheduling engine* digunakan untuk melakukan proses perhitungan dan pembaruan prioritas pekerjaan secara otomatis. Pendekatan ini memungkinkan proses pengambilan keputusan dilakukan secara cepat dan adaptif terhadap perubahan kondisi produksi sebagaimana direkomendasikan dalam penelitian mengenai sistem manufaktur cerdas dan *real-time scheduling* (Baker & Trietsch, 2018; Pinedo, 2022; Rossit & Tohmé, 2022; Yang *et al.*, 2025). Tampilan antarmuka MES dan proses integrasi *backend* ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4.

Gambar 3. Antarmuka dashboard MES



Gambar 4. Integrasi *backend scheduling* dan basis data

Eksperimen dilakukan menggunakan satu mesin milling yang beroperasi pada pukul 08.00–16.00 dengan durasi kerja efektif 8 jam per hari, sedangkan hari Minggu ditetapkan sebagai hari libur produksi. Parameter eksperimen yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Eksperimen

Parameter	Description
Metode penjadwalan	<i>Deadline</i> dan LLF
Tipe proses manufaktur	<i>Single-machine job shop</i>
Platform MES	Flask-based MES
Sistem <i>database</i>	SQLite
Bahasa pemrograman	Python
Kerangka <i>frontend</i>	Bootstrap
Tipe penjadwalan	Penjadwalan dinamis

Selanjutnya, untuk menguji kapabilitas dan keandalan *scheduling engine* MES dalam menghadapi lingkungan produksi yang fluktuatif, dilakukan simulasi menggunakan variasi beban kerja dinamis. Pengujian ini menggunakan skenario yang terdiri atas lima pekerjaan berbeda (Job A sampai Job E) yang datang secara acak pada rentang waktu operasional mesin. Karakteristik unik dari setiap pekerjaan sengaja dirancang berbeda, baik dari aspek waktu kedatangan (*arrival time*), durasi pemrosesan (*processing time*), maupun batas waktu penyelesaian (*due date*) untuk mensimulasikan kondisi riil pada lingkungan *job shop manufacturing* (Bouazza *et al.*, 2021; Wang *et al.*, 2021).

Tabel 2. Skenario Pekerjaan

Pekerjaan	Waktu Datang	Durasi Proses	Batas Waktu
A	Senin 08.00	14 jam	Jumat 16.00
B	Senin 10.00	10 jam	Rabu 12.00
C	Selasa 10.00	8 jam	Rabu 10.00
D	Rabu 08.00	6 jam	Kamis 14.00
E	Kamis 08.00	12 jam	Kamis 16.00

Analisis data dilakukan menggunakan perhitungan *completion time*, *tardiness*, dan nilai *laxity*. *Completion time* digunakan untuk menentukan waktu penyelesaian pekerjaan dan dihitung menggunakan Persamaan (1) (Baker & Trietsch, 2018; Pinedo, 2022).

$$C_i = S_i + P_i \quad (1)$$

Dengan C_i menyatakan *completion time*, S_i menyatakan waktu mulai pengerjaan, dan P_i menyatakan durasi proses pekerjaan. Selanjutnya, tingkat keterlambatan pekerjaan dianalisis menggunakan nilai *tardiness* yang dihitung menggunakan Persamaan (2).

$$T_i = \max(0, C_i - D_i) \quad (2)$$

Dengan T_i menyatakan *tardiness*, C_i menyatakan *completion time*, dan D_i menyatakan batas waktu penyelesaian pekerjaan.

Tahap pertama menggunakan *deadline scheduling* untuk menentukan status kelayakan pekerjaan sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$F_i = \{1, C_i \leq D_i; 0, C_i > D_i\} \quad (3)$$

Prioritas pekerjaan ditentukan menggunakan metode LLF melalui perhitungan nilai *laxity* sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (4). Konsep *laxity* digunakan untuk mengukur tingkat urgensi pekerjaan berdasarkan selisih antara waktu yang tersedia dan waktu proses yang masih dibutuhkan (Buttazzo, 2024; Leung, 2022).

$$L_i = D_i - t - R_i \quad (4)$$

Prioritas pekerjaan ditentukan berdasarkan *decision rule* pada Persamaan (5).

$$Priority_i = \min(L_i) \quad (5)$$

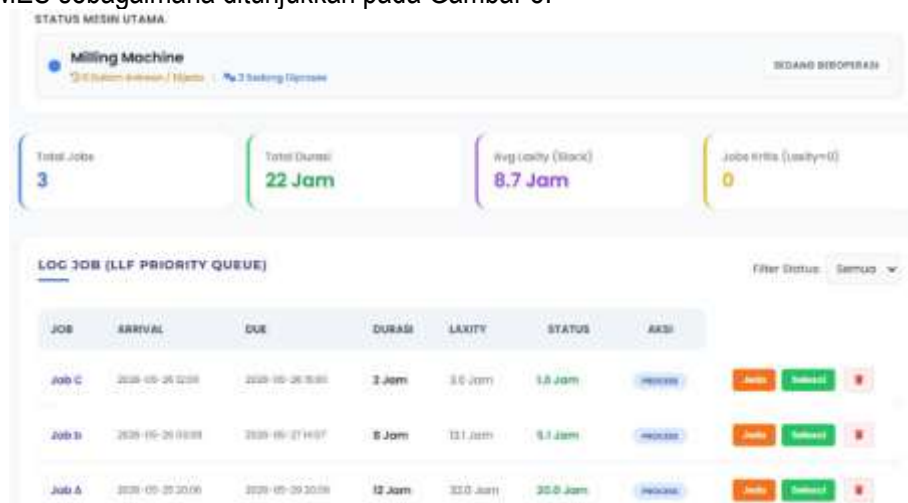
Persamaan (5) menunjukkan bahwa pekerjaan dengan nilai *laxity* terkecil memperoleh prioritas tertinggi dalam sistem penjadwalan dinamis. Berdasarkan nilai *laxity* yang dihitung, kondisi penjadwalan dikategorikan menjadi tiga keadaan penjadwalan:

1. Pekerjaan normal (0),
2. Pekerjaan kritis (0),
3. Pekerjaan yang tidak mungkin dilakukan (0).

Dengan L_i menyatakan nilai *laxity*, D_i menyatakan batas waktu penyelesaian, t menyatakan waktu saat ini, dan R_i menyatakan sisa waktu proses pekerjaan. Semakin kecil nilai *laxity*, semakin tinggi prioritas pekerjaan yang diberikan oleh sistem. Parameter *completion time*, *tardiness*, status kelayakan pekerjaan, dan nilai *laxity* selanjutnya digunakan sebagai dasar evaluasi untuk menilai kinerja mekanisme penjadwalan dua tahap yang diusulkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi metode *deadline scheduling* dan *Least Laxity First* (LLF) berhasil direalisasikan pada *Manufacturing Execution System* (MES) *SmartEdu Station* untuk mendukung proses penjadwalan dinamis pada lingkungan *job shop manufacturing*. Sistem yang dikembangkan mampu menerima data pekerjaan, melakukan evaluasi kelayakan berdasarkan *deadline*, menghitung nilai *laxity*, serta menghasilkan prioritas pekerjaan secara otomatis. Hasil implementasi sistem ditampilkan melalui dashboard MES sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Dashboard implementasi MES

Berdasarkan Gambar 5, sistem berhasil menampilkan informasi pekerjaan yang meliputi waktu kedatangan, durasi proses, batas waktu penyelesaian, status kelayakan pekerjaan, dan prioritas pengerjaan yang dihasilkan oleh algoritma penjadwalan. Integrasi antara MES dan *scheduling engine* memungkinkan proses evaluasi dilakukan secara *real-time* sehingga perubahan kondisi produksi dapat segera direspons oleh sistem. Kemampuan tersebut sejalan dengan konsep *dynamic scheduling* yang menuntut sistem produksi untuk dapat beradaptasi terhadap perubahan kondisi operasional dan kedatangan pekerjaan baru secara berkelanjutan (Bouazza *et al.*, 2021; Destouet *et al.*, 2025; Ivanov *et al.*, 2021). Hasil evaluasi penjadwalan terhadap lima pekerjaan yang digunakan pada eksperimen disajikan pada Tabel 3. Evaluasi dilakukan menggunakan parameter *completion time*, *tardiness*, status kelayakan terhadap *deadline*, dan nilai *laxity* yang dihasilkan oleh metode LLF.

Tabel 3. Hasil evaluasi penjadwalan

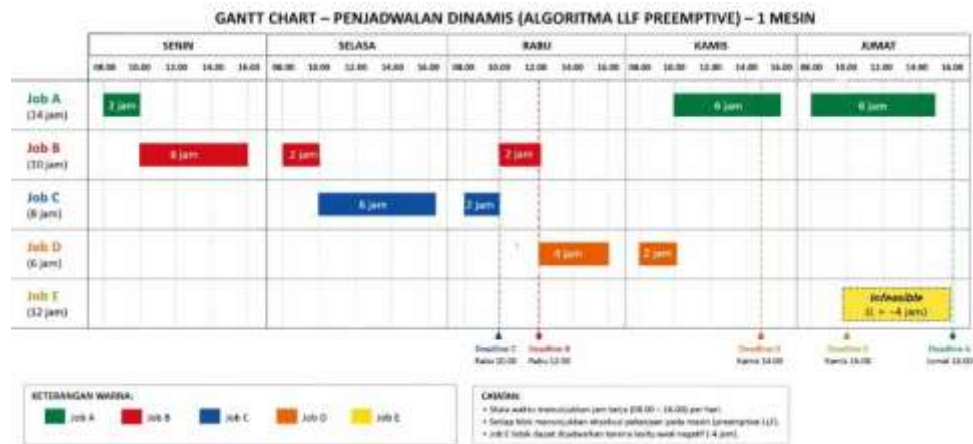
Pekerjaan	Durasi Proses	Waktu Mulai Pertama	Waktu Selesai	Batas Waktu	Laxity Akhir	Status
A	14 jam	Senin 08.00	Jumat 14.00	Jumat 16.00	+2 jam	<i>Feasible</i>
B	10 jam	Senin 10.00	Rabu 12.00	Rabu 12.00	0 jam	<i>Critical</i>
C	8 jam	Selasa 10.00	Rabu 10.00	Rabu 10.00	0 jam	<i>Critical</i>
D	6 jam	Rabu 12.00	Kamis 10.00	Kamis 14.00	+4 jam	<i>Feasible</i>
E	12 jam	Tidak terjadwal	-	Kamis 16.00	-4 jam	<i>Infeasible</i>

Berdasarkan Tabel 3, empat dari lima pekerjaan berhasil dikategorikan sebagai *feasible job*, sedangkan satu pekerjaan dikategorikan sebagai *infeasible job*. Pekerjaan yang dikategorikan *infeasible* memiliki waktu proses yang tidak dapat diselesaikan dalam waktu yang tersedia hingga batas waktu penyelesaian. Hasil ini menunjukkan bahwa metode *deadline scheduling* mampu melakukan penyaringan awal terhadap pekerjaan yang masih memungkinkan untuk diselesaikan sebelum tenggat waktu sehingga sumber daya produksi dapat dialokasikan secara lebih efektif. Temuan tersebut sesuai dengan prinsip *real-time scheduling* yang menekankan pentingnya evaluasi kelayakan pekerjaan sebelum proses penentuan prioritas dilakukan (Baker & Trietsch, 2018; Buttazzo, 2024).

Pekerjaan E (*Job E*) dikategorikan oleh sistem sebagai *infeasible job* karena keterbatasan kapasitas waktu kerja efektif yang tersedia pada mesin *milling*. Berdasarkan parameter pada Tabel 2, *Job E* datang pada Hari Rabu pukul 13.00 dengan durasi proses 5 jam dan batas waktu Hari Kamis pukul 16.00. Namun, karena pada Hari Rabu siang hingga Kamis pagi mesin masih dialokasikan penuh secara dinamis untuk menyelesaikan *Job B*, *Job C*, dan *Job D* yang memiliki tingkat urgensi (nilai *laxity*) lebih kritis, mesin baru tersedia dalam kondisi kosong pada Hari Kamis pukul 12.00. Dengan durasi proses *Job E* yang membutuhkan waktu 5 jam kerja efektif, pekerjaan tersebut baru akan selesai pada Hari Jumat pukul 09.00 (melewati batas waktu Kamis pukul 16.00). Melalui mekanisme evaluasi dua tahap ini, MES berhasil menyaring dan menolak *Job E* sejak awal sebelum masuk ke antrean mesin, sehingga mencegah terjadinya keterlambatan sistemik (*tardiness*) pada seluruh rantai produksi.

Selain menentukan kelayakan pekerjaan, sistem juga menghasilkan prioritas pengerjaan berdasarkan nilai *laxity*. Pekerjaan dengan nilai *laxity* yang lebih kecil memperoleh prioritas yang lebih tinggi karena memiliki tingkat urgensi yang lebih besar. Hasil ini sesuai dengan prinsip metode LLF yang menggunakan selisih antara waktu yang tersedia dan kebutuhan waktu proses sebagai dasar penentuan prioritas pekerjaan (Leung, 2022; Pinedo, 2022; Zhang *et al.*, 2022). Dengan pendekatan tersebut, sistem mampu menyesuaikan prioritas pekerjaan secara dinamis tanpa mengganggu pekerjaan lain yang telah memiliki tingkat urgensi lebih tinggi.

Visualisasi hasil penjadwalan yang dihasilkan oleh sistem ditunjukkan pada Gambar 6 dalam bentuk diagram Gantt. Diagram tersebut memperlihatkan urutan pengerjaan pekerjaan setelah melalui proses evaluasi *deadline* dan perhitungan nilai *laxity*.



Catatan: Sumbu horizontal visualisasi pada diagram merepresentasikan lini waktu kerja efektif mesin yang beroperasi pada pukul 08.00–16.00. Waktu non-operasional malam hari diabaikan dalam grafik untuk menyajikan kontinuitas pengerjaan proses secara linier)

Gambar 6. Diagram gantt hasil penjadwalan

Berdasarkan Gambar 6, pekerjaan yang memiliki nilai *laxity* lebih kecil ditempatkan pada prioritas yang lebih tinggi dibandingkan pekerjaan lain yang masih berada dalam kategori layak. Sementara itu, pekerjaan yang telah teridentifikasi sebagai *infeasible job* tidak memengaruhi urutan prioritas pekerjaan lain yang masih dapat diselesaikan sebelum tenggat waktu. Hasil tersebut menunjukkan bahwa mekanisme dua tahap yang diusulkan mampu memisahkan proses evaluasi kelayakan pekerjaan dan

proses penentuan prioritas produksi secara efektif. Karakteristik ini sejalan dengan penelitian mengenai *dynamic scheduling* pada sistem manufaktur modern yang menekankan perlunya kemampuan adaptasi terhadap perubahan kondisi produksi secara *real-time* (Bouazza *et al.*, 2021; Liu *et al.*, 2022; Rossit & Tohmé, 2022).

Kontribusi ilmiah penelitian ini terletak pada integrasi metode *deadline scheduling* dan LLF dalam satu mekanisme penjadwalan dua tahap yang diimplementasikan pada MES *SmartEdu Station*. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya berfokus pada optimasi urutan pekerjaan atau pembaruan prioritas produksi secara dinamis (Ding *et al.*, 2023; Ivanov *et al.*, 2021), penelitian ini terlebih dahulu melakukan evaluasi kelayakan pekerjaan terhadap *deadline* sebelum menentukan prioritas berdasarkan nilai *laxity*. Pendekatan tersebut memungkinkan sistem membedakan pekerjaan yang masih dapat diselesaikan sebelum tenggat waktu dan pekerjaan yang tidak lagi layak diproses, sekaligus menghasilkan prioritas produksi yang lebih adaptif pada lingkungan *job shop manufacturing* yang dinamis.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa tujuan penelitian telah tercapai. Sistem penjadwalan proses dinamis berhasil diimplementasikan pada *Manufacturing Execution System* (MES) *SmartEdu Station* dan mampu mengintegrasikan mekanisme *deadline scheduling* serta *Least Laxity First* (LLF) dalam satu alur pengambilan keputusan. Sistem yang dikembangkan dapat melakukan evaluasi kelayakan pekerjaan berdasarkan batas waktu penyelesaian sekaligus menentukan prioritas produksi berdasarkan nilai *laxity*. Kemampuan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan dapat mendukung proses penjadwalan yang lebih adaptif terhadap perubahan kondisi produksi pada lingkungan *job shop manufacturing*.

Analisis Komparatif dengan Metode Penjadwalan Konvensional

Untuk membuktikan keunggulan mekanisme penjadwalan dua tahap yang diusulkan, dilakukan analisis perbandingan dengan metode *First-Come, First-Served* (FCFS) sebagai *baseline* penjadwalan konvensional. Pengujian dilakukan menggunakan skenario beban kerja dinamis yang sama dari Tabel 2. Hasil perbandingan performa kedua metode tersebut disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan performa metode penjadwalan

Parameter Evaluasi	Metode FCFS (Baseline)	Metode Dua Tahap (Diusulkan)
Jumlah pekerjaan diproses (<i>feasible/critical</i>)	5	4
Jumlah pekerjaan sukses (tepat waktu)	2 (<i>Job A, Job B</i>)	4 (<i>Job A, B, C, D</i>)
Jumlah pekerjaan terlambat (<i>late job</i>)	3 (<i>Job C, Job D, Job E</i>)	0
Jumlah pekerjaan ditolak (<i>infeasible</i>)	0	1 (<i>Job E</i>)
Total akumulasi keterlambatan (<i>tardiness</i>)	27 Jam	0 Jam

Berdasarkan Tabel 4, terlihat jelas bahwa metode FCFS konvensional menghasilkan performa yang buruk pada lingkungan *job shop* yang dinamis. Karena FCFS memproses seluruh pekerjaan tanpa adanya seleksi kelayakan, terjadi efek domino keterlambatan pada pekerjaan-pekerjaan yang datang belakangan. *Job C* dan *Job D* mengalami keterlambatan masing-masing sebesar 4 jam akibat tertahan oleh penyelesaian *Job B*, sedangkan *Job E* mengalami keterlambatan ekstrem hingga melewati hari operasional berikutnya.

Sebaliknya, metode dua tahap yang diusulkan berhasil mengoptimalkan utilisasi mesin secara cerdas. Melalui *feasibility filtering* pada tahap pertama, *Job E* langsung diisolasi dan ditolak sejak awal karena secara matematis tidak akan memenuhi *deadline*. Pengorbanan 1 pekerjaan *infeasible* ini terbukti menyelamatkan antrean mesin, sehingga 4 pekerjaan lainnya (*Job A, B, C, dan D*) dapat diselesaikan dengan tingkat keterlambatan mutlak sebesar 0 jam. Hasil komparatif ini secara empiris membuktikan

bahwa metode yang diintegrasikan pada MES *SmartEdu Station* memiliki performa yang lebih unggul dan adaptif dalam menjaga ketepatan waktu produksi.

Diskusi Teoretis, Kondisi Optimal, dan Keterbatasan Sistem

Keunggulan mekanisme yang diusulkan terletak pada pemisahan fungsi kontrol masuk (*admission control*) dan eksekusi. Berbeda dengan metode LLF konvensional yang bersifat *greedy* dan tetap mempertahankan pekerjaan tidak layak (*infeasible*), integrasi *deadline filtering* di tahap awal berhasil mencegah beban berlebih (*overload state*) pada mesin. Pendekatan dua tahap ini sangat optimal pada lingkungan *job shop* dengan kedatangan fluktuatif dan tenggat waktu (*due date*) ketat, karena sistem secara andal mampu menyaring pekerjaan tidak layak demi menyelamatkan utilitas antrean lainnya.

Meskipun demikian, algoritma pada MES *SmartEdu Station* ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, pembaruan nilai *laxity* secara dinamis setiap perubahan waktu meningkatkan beban komputasi seiring bertambahnya antrean (*scalability issue*). Kedua, model matematika yang digunakan masih berbasis mesin tunggal (*single-machine*) yang bersifat deterministik, sehingga belum mengakomodasi variabel stokastik riil di rantai produksi seperti waktu persiapan (*setup time*), kerusakan mesin (*machine breakdown*), maupun kondisi multi-mesin (*flexible job shop*).

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem penjadwalan proses dinamis berbasis integrasi metode *deadline scheduling* dan *Least Laxity First* (LLF) ke dalam *Manufacturing Execution System* (MES) *SmartEdu Station*. Melalui formulasi *Two-Stage Decision Rule* yang dikembangkan, sistem terbukti mampu melakukan evaluasi kelayakan sekaligus pembaruan prioritas secara *real-time* untuk mendukung lingkungan *job shop manufacturing*. Hasil eksperimen terhadap lima pekerjaan menunjukkan bahwa mekanisme dua tahap ini secara cerdas mampu mengklasifikasikan pekerjaan menjadi *feasible*, *critical*, dan *infeasible*. Sistem berhasil menjadwalkan empat pekerjaan tepat waktu dengan tingkat keterlambatan mutlak sebesar 0 jam, serta secara proaktif menolak satu pekerjaan *infeasible* (Job E) sejak awal guna menghindari efek domino keterlambatan pada rantai produksi. Berdasarkan analisis komparatif, metode dua tahap yang diusulkan memiliki performa yang jauh lebih unggul dibandingkan metode *baseline* FCFS yang menghasilkan total akumulasi keterlambatan hingga 27 jam pada skenario beban kerja yang sama. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi nyata berupa model pengambilan keputusan penjadwalan yang adaptif dan matematis untuk mendukung implementasi manufaktur cerdas.

REKOMENDASI

Penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk mengembangkan sistem penjadwalan pada lingkungan produksi yang lebih kompleks dengan melibatkan banyak mesin, variasi sumber daya produksi, dan perubahan kondisi operasional secara dinamis. Selain itu, integrasi data produksi secara langsung dari peralatan manufaktur serta penerapan metode kecerdasan buatan dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kemampuan pengambilan keputusan dan adaptabilitas sistem penjadwalan pada lingkungan manufaktur yang lebih kompleks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Sistem Siber Fisik Politeknik Manufaktur Bandung atas dukungan akademik serta fasilitas yang diberikan selama pelaksanaan penelitian dan penyusunan artikel ini.

PERNYATAAN PENGGUNAAN KECERDASAN BUATAN (AI)

Dalam penyusunan naskah ini, penulis menggunakan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) yaitu *Claude*, sebagai alat bantu dalam proses penulisan dan penyuntingan naskah.

Penggunaan AI terbatas pada membantu penyusunan dan penyempurnaan teks, sedangkan sebagian besar proses penulisan, peninjauan, verifikasi, penyuntingan akhir, serta finalisasi naskah dilakukan oleh tim penulis. Seluruh keluaran AI telah diperiksa, diverifikasi, dan disunting oleh penulis. Penulis bertanggung jawab penuh atas isi, keakuratan, orisinalitas, integritas, dan seluruh substansi naskah.

DAFTAR PUSTAKA

- Baker, K. R., & Trietsch, D. (2018). *Principles of Sequencing and Scheduling* (2nd ed.).
- Bouazza, W., Sallez, Y., & Trentesaux, D. (2021). Dynamic scheduling of manufacturing systems: A product-driven approach using hyper-heuristics. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 34(6), 641–665. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2021.1925969>.
- Brettel, M., Friederichsen, N., Keller, M., & Rosenberg, M. (2017). How virtualization, decentralization and network building change the manufacturing landscape: An industry 4.0 perspective. *formaMente*, 12, 47.
- Buer, S. V., Strandhagen, J. O., & Chan, F. T. S. (2018). The link between Industry 4.0 and lean manufacturing: mapping current research and establishing a research agenda. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2924–2940. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1442945>
- Buttazzo, G. C. . (2024). *Hard real-time computing systems: predictable scheduling algorithms and applications*. 492.
- Destouet, C., Tlahig, H., Bettayeb, B., & Mazari, B. (2025). Systematic review and future directions in dynamic flexible job shop scheduling: a decade of research. *Journal of Intelligent Manufacturing* 2025 37:6, 37(6), 2295–2335. <https://doi.org/10.1007/S10845-025-02645-X>
- Ding, J., Chen, M., Wang, T., Zhou, J., Fu, X., & Li, K. (2023). A survey of ai-enabled dynamic manufacturing scheduling: from directed heuristics to autonomous learning. *ACM Computing Surveys*, 55(14 S), 307. <https://doi.org/10.1145/3590163>.
- Gazali, M., Chandrawati, C., & Adini, E. S. (2026). Implementasi fuzzy possibilistic c-means untuk pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi Nusa Tenggara Barat. *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 11(1), 139–148. <https://doi.org/10.25157/TEOREMA.V11I1.20886>
- Ivanov, D., Sokolov, B., Dolgui, A., & Sethi, S. (2019). Scheduling in production, supply chain and industry 4.0 systems by optimal control: Fundamentals, state-of-the-art, and applications. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/SSRN.3494563>
- Ivanov, D., Sokolov, B., Chen, W., Dolgui, A., Werner, F., & Potryasaev, S. (2021). A control approach to scheduling flexibly configurable jobs with dynamic structural-logical constraints. *IIE Transactions*, 53(1), 21–38. <https://doi.org/10.1080/24725854.2020.1739787>
- Leng, J., Wang, D., Shen, W., Li, X., Liu, Q., & Chen, X. (2021). Digital twins-based smart manufacturing system design in Industry 4.0: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 60, 119–137. <https://doi.org/10.1016/J.JMSY.2021.05.011>
- Leung, J. Y. T. (2022). Handbook of scheduling. In *Handbook of scheduling: Algorithms, models, and performance analysis* (2nd ed.). Chapman and Hall/CRC.
- Liu, R., Piplani, R., & Toro, C. (2022). Deep reinforcement learning for dynamic scheduling of a flexible job shop. *International Journal of Production Research*, 60(13), 4049–4069. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2058432>
- Naibaho, R., Sulistyowati, F., Istiqomah, I., Agustito, D., Kusumaningrum, B., Udil, P. A., & Utami, W. B. (2025). Analisis kesalahan mahasiswa teknik komputer dalam memecahkan masalah limit fungsi. *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 10(2), 257–266. <https://doi.org/10.25157/TEOREMA.V10I2.21595>
- Pinedo, M. L. (2022). Scheduling: Theory, algorithms, and systems, Sixth Edition, 1–698. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-05921-6>
- Ridwan, Erdani, Y., Abadi, S. C., Anugrah, M. D., Martawireja, A. R. H., & Pratama, R. A. (2025). Developing sorting algorithm for smartedu conveyor using computer vision technology. *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, 21(3), 207–213. <https://doi.org/10.52958/IFTK.V21I3.12434>

- Rojko, A. (2017). Industry 4.0 concept: Background and overview. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 11(5), 77. <https://doi.org/10.3991/IJIM.V11I5.7072>
- Rossit, D. A., & Tohmé, F. (2022). Knowledge representation in Industry 4.0 scheduling problems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 35(10–11), 1172–1187. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2021.2022760>
- Saha, R., & Mishra, O. P. (2022). Future challenges and opportunities in adopting industry 4.0 for entrepreneurship. *Principles of Entrepreneurship in the Industry 4.0 Era*, 105–122. <https://doi.org/10.1201/9781003256663-7>
- Tubilla, F., & Gershwin, S. B. (2022). Dynamic scheduling in make-to-stock production systems with setup times and random breakdowns: performance analysis and improved policies. *International Journal of Production Research*, 60(10), 3263–3281. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1917013>
- Villalonga, A., Negri, E., Biscardo, G., Castano, F., Haber, R. E., Fumagalli, L., & Macchi, M. (2021). A decision-making framework for dynamic scheduling of cyber-physical production systems based on digital twins. *Annual Reviews in Control*, 51, 357–373. <https://doi.org/10.1016/J.ARCONTROL.2021.04.008>
- Wang, L., Pan, Z., & Wang, J. (2021). A review of reinforcement learning based intelligent optimization for manufacturing scheduling. *Complex System Modeling and Simulation*, 1(4), 257–270. <https://doi.org/10.23919/CSMS.2021.0027>
- Yang, Y., Altarawneh, L., Alattar, M. S., Farrag, A., Kwon, S., & Jin, Y. (2025). A threshold- and priority-based dispatching rule for the simulation-based dynamic scheduling optimization in automated manufacturing systems. *Simulation*, 101(9), 909–935. <https://doi.org/10.1177/00375497251328047>
- Zhang, L., Yang, C., Yan, Y., & Hu, Y. (2022). Distributed real-time scheduling in cloud manufacturing by deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 18(12), 8999–9007. <https://doi.org/10.1109/TII.2022.3178410>
- Zhang, Y. W., & Zheng, H. (2025). Slack time management for imprecise mixed-criticality systems with reliability constraints. *IEEE Transactions on Computers*, 74(5), 1577–1588. <https://doi.org/10.1109/TC.2025.3533100>