E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 2797-2812
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026

Integrasi Metode *Six Sigma* DMAIC dan *Machine Learning* Untuk Prediksi *Scrap* Dan Peningkatan *Output Finish Good* Pada Proses Produksi *Wafer Stick*

Lifia Citra Ramadhanti[1], Rakay Edhiargo Toyosito[2], Viola Aryanto Pratiwi[3]

[1]Program Studi Teknik Industri, Universitas Singaperbangsa Karawang
[2,3]Program Studi Teknik Industri, Universitas Tangerang Raya
e-mail: lifia.citra@ft.unsika.ac.id, rakaytoyosito@untara.ac.id, violapratiwi80@gmail.com

Abstrak

Tingkat *scrap* yang tinggi pada proses produksi wafer stick menurunkan *yield* dan meningkatkan pemborosan bahan baku. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor penyebab *scrap*, mengukur kapabilitas proses, mengevaluasi perbaikan, dan mengembangkan model prediksi sebagai pendukung peringatan dini. Penelitian menggunakan integrasi Six Sigma DMAIC dan *Random Forest*. Data *baseline* berasal dari produksi harian tiga grup *shift* pada Januari–Maret 2026, sedangkan efektivitas perbaikan diuji melalui *pilot testing* pada April–Juni 2026. Analisis menggunakan *project charter*, *SIPOC*, *fishbone*, *Pareto*, *DPMO*, *sigma level*, *process capability*, *ANOVA*, dan *Mann-Whitney*. Hasil menunjukkan *minor stoppage* dan *human error* menyumbang 82,9% dari total *downtime* 2.046 menit. Setelah perbaikan, persentase *scrap* turun dari 21,46% menjadi 3,67%, *DPMO* dari 214.578 menjadi 36.718, *sigma level* dari 2,29 menjadi 3,29, *yield* dari 78,54% menjadi 96,33%, dan *downtime* turun 56,4%. Uji *Mann-Whitney* menunjukkan perbedaan yang signifikan dengan p-value 0,000. Namun, jumlah *finish good* secara absolut turun 25,1% karena volume produksi dan jumlah mesin beroperasi menurun. Model *Random Forest* pada data *pilot* menghasilkan AUC 0,770 dan MCC 0,362.

Model dapat digunakan sebagai pendukung peringatan dini, tetapi belum sebagai dasar keputusan tunggal. Penelitian merekomendasikan penerapan fase Control, pencatatan parameter harian, dan retraining model secara berkala.

Kata kunci: *Six Sigma, DMAIC, Machine Learning, Random Forest, Scrap, Wafer Stick*

Abstract

High *scrap* rates in wafer stick production reduce *yield* and increase raw *material* waste. This study aimed to identify *scrap* causes, measure *process capability*, evaluate improvement actions, and develop a prediction model as an early warning support. The study integrated Six Sigma DMAIC with *Random Forest*. *Baseline* data consisted of daily production data from three *shift* groups during January–March 2026, while improvement effectiveness was evaluated through *pilot testing* in April–June 2026. The analysis used a *project charter*, *SIPOC*, *fishbone* analysis, *Pareto* analysis, *DPMO*, *sigma level*, *process capability*, *ANOVA*, and the *Mann-Whitney* test. *Minor stoppage*s and *human error* accounted for 82.9% of total *downtime* of 2,046 minutes. After the improvement period, *scrap* decreased from 21.46% to 3.67%, *DPMO* decreased from 214,578 to 36,718, *sigma level* increased from 2.29 to 3.29, *yield* increased from 78.54% to 96.33%, and total *downtime* decreased by 56.4%. The *Mann-Whitney* test indicated a significant difference with p-value 0.000. However, absolute finished goods output decreased by 25.1% because production volume and the number of operating *machine*s decreased. The *Random Forest* model achieved an AUC of 0.770 and MCC of 0.362 on *pilot* data. The model can support early warning but should not yet be used as the sole decision basis. The study recommends implementing the Control phase, collecting daily process parameters, and retraining the model periodically.

Keywords : *Six Sigma, DMAIC, machine learning, Random Forest, scrap, wafer stick*

LATAR BELAKANG

Industri makanan ringan menuntut proses produksi yang stabil karena variasi proses dapat langsung memengaruhi mutu, pemborosan bahan, dan jumlah produk yang dapat diterima sebagai *finish good*. Pada proses wafer stick, parameter seperti suhu oven, kecepatan mesin, tekanan, waktu mixing, kondisi pasta, kelembaban, serta konsistensi *setting* antar *shift* saling berkaitan. Ketidaksesuaian pada salah satu parameter dapat meningkatkan kemungkinan produk retak, gosong, tidak matang, bentuk tidak sempurna, atau cacat pada tahap pengisian dan pengemasan. Literatur pengendalian mutu pada industri pangan menunjukkan bahwa pe*man*faatan pendekatan berbasis data semakin penting untuk menjaga konsistensi proses dan mendeteksi variasi kualitas secara lebih dini (Liakos et al., 2025).

PT X, yang menjadi lokasi penelitian, menghadapi masalah *scrap* pada lini produksi wafer stick. Data *baseline* Januari–Maret 2026 menunjukkan persentase *scrap* rata-rata 21,46% dan *sigma level* 2,29. Data tersebut berasal dari tiga grup *shift*. Grup A, B, dan C memiliki total output masing-masing 123.530 unit, 130.799 unit, dan 114.005 unit. Pada Maret 2026, Grup A mencatat persentase *scrap* 29,43%, lebih tinggi daripada Grup B 22,06% dan Grup C 21,38%. Kondisi ini menunjukkan bahwa proses belum stabil dan menghasilkan pemborosan yang cukup besar.

Analisis awal dalam Jurnal menunjukkan bahwa penyebab *scrap* tidak hanya berkaitan dengan satu tahapan proses. Diagram *Pareto* menempatkan *minor stoppage* atau *downtime* mesin sebagai penyebab utama, diikuti *setting* antar *shift*, *human error* operator, loss pasta atau bahan baku, dan gangguan lingkungan. Data *downtime baseline* berjumlah 2.046 menit. *Minor stoppage* mencapai 953 menit dan *human error* 744 menit. Kedua faktor tersebut secara kumulatif menyumbang 82,9% dari total *downtime*. Temuan ini membuat faktor *Machine* dan *Man* menjadi fokus utama perbaikan.

Six Sigma menyediakan kerangka perbaikan berbasis data melalui tahapan Define, Measure, Analyze, Improve, dan Control. Pendekatan tersebut dapat digunakan untuk menetapkan masalah, mengukur *baseline*, mencari akar penyebab, menguji tindakan perbaikan, dan mempertahankan hasil melalui standardisasi serta pe*man*tauan proses (Widodo & Soediantono, 2022). Penerapan DMAIC pada lingkungan *man*ufaktur juga

digunakan untuk mengurangi defect dan meningkatkan kinerja proses melalui pengukuran yang konsisten (Mittal et al., 2023). Pendekatan Lean Six Sigma pada industri makanan juga menunjukkan relevansi integrasi pengurangan waste dengan pengendalian proses produksi (Widiwati et al., 2025).

Namun, pengendalian berbasis DMAIC tetap membutuhkan mekanisme yang dapat memberikan sinyal sebelum masalah kualitas berkembang menjadi *scrap*. *Machine learning* dapat digunakan untuk mempelajari pola dari data produksi dan membantu klasifikasi kondisi yang berisiko. Penerapan *machine learning* pada pengendalian mutu industri pangan telah berkembang melalui penggunaan data proses, sensor, dan citra untuk mendukung deteksi serta prediksi kualitas (Liakos et al., 2025). *Random Forest* juga digunakan pada penelitian terdahulu untuk klasifikasi dan prediksi karena menggabungkan sejumlah decision tree dan dapat menangani hubungan yang kompleks antar fitur (Dewi et al., 2024). Studi *predictive maintenance* pada *man*ufaktur pangan menunjukkan bahwa *machine learning* dapat digunakan untuk me*man*faatkan data kondisi mesin sebagai dasar peringatan terhadap potensi kegagalan (Fernández-Peláez et al., 2024).

Penelitian terdahulu juga memperlihatkan bahwa Six Sigma dan *machine learning* sering digunakan untuk tujuan yang berbeda. Six Sigma lebih kuat pada identifikasi akar masalah dan pengendalian proses, sedangkan *machine learning* mendukung pengenalan pola dan prediksi. Studi Six Sigma pada proses *man*ufaktur menunjukkan bahwa DMAIC dapat memberikan perbaikan kinerja ketika akar penyebab dianalisis dan tindakan perbaikan diuji secara sistematis (Kumar et al., 2021). Studi lain mengembangkan *machine learning* untuk prediksi kegagalan mesin, tetapi konteksnya lebih banyak diarahkan pada *predictive maintenance* dan bukan pada integrasi langsung dengan siklus DMAIC untuk pengurangan *scrap* produk (Hafidhoh et al., 2024). Pada industri pangan, penelitian pengendalian kualitas berbasis Statistical Quality Control juga umumnya menekankan identifikasi cacat setelah proses berlangsung, sehingga ruang untuk early warning berbasis *machine learning* masih terbuka (Lestari et al., 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengintegrasikan Six Sigma DMAIC dan *Random Forest* pada proses produksi wafer stick. Integrasi dilakukan dengan menggunakan hasil fase Define, Measure, dan Analyze sebagai dasar pemilihan fitur,

menggunakan model *Random Forest* untuk mendukung peringatan dini pada fase Improve dan Control, serta mengevaluasi tindakan perbaikan melalui *pilot testing*. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor penyebab *scrap*, mengukur kapabilitas proses, mengevaluasi efektivitas perbaikan terhadap *scrap* dan *yield*, serta menguji kinerja model *Random Forest* pada data *pilot* sebagai pendukung *early warning system*. Fokus penelitian bukan hanya pada penurunan persentase *scrap*, tetapi juga pada keterbatasan interpretasi output *finish good* ketika volume produksi dan jumlah mesin yang beroperasi berubah.

METODE

Penelitian dilaksanakan pada lini produksi wafer stick PT X di kawasan industri Tangerang, Banten. Data *baseline* mencakup periode Januari–Maret 2026 dan melibatkan tiga grup *shift*, yaitu Grup A, Grup B, dan Grup C. Data diperoleh melalui observasi proses, wawancara dengan operator dan supervisor, serta dokumentasi catatan produksi perusahaan. Data sekunder mencakup output harian, *scrap*, *downtime*, parameter proses, dan jenis defect. *Pilot testing* dilakukan pada April–Juni 2026 untuk mengevaluasi tindakan perbaikan yang dirumuskan dari fase Analyze.

Integrasi Six Sigma dilakukan melalui lima tahap. Pada Define, penelitian menetapkan problem statement, tujuan, ruang lingkup, dan *Critical to Quality* melalui *project charter* dan *SIPOC*. Pada Measure, kinerja *baseline* dihitung menggunakan persentase *scrap*, *yield*, *DPMO*, *sigma level*, dan *process capability*. *DPMO* dihitung dengan asumsi satu unit memiliki satu peluang cacat. Pada Analyze, akar penyebab ditelusuri menggunakan *fishbone* dan *Pareto*, kemudian perbedaan antar *shift* diuji menggunakan One-Way *ANOVA*. Pada Improve, tindakan perbaikan diterapkan melalui *pilot testing* dan hasilnya dibandingkan dengan *baseline*. Pada Control, penelitian menyusun SOP, p-chart, dokumentasi, dan rencana respons.

Model *Random Forest* dibangun menggunakan data harian Januari–Maret 2026. Target diklasifikasikan menjadi Tinggi apabila persentase *scrap* berada pada atau di atas median *baseline* 19,61% dan Normal apabila berada di bawah median. Fitur yang digunakan adalah grup, output harian, suhu grup, dan speed grup. Variabel *scrap* dan persentase *scrap* tidak dimasukkan sebagai fitur karena digunakan dalam pembentukan

target. Model awal menggunakan 100 pohon tanpa pembatasan kedala*man* dan menunjukkan indikasi overfitting. Parameter kemudian disederhanakan menjadi 50 pohon, kedala*man* maksimum 4, dan jumlah sampel minimum 5 pada setiap split. Evaluasi menggunakan AUC, accuracy, precision, recall, F1-score, *confusion matrix*, dan MCC.

Efektivitas perbaikan diuji menggunakan data harian *baseline* dan *pilot*. Normalitas diperiksa dengan Shapiro-Wilk. Karena data persentase *scrap* tidak normal, perbandingan dua periode dilakukan dengan *Mann-Whitney*. Nilai p diinterpretasikan pada taraf signifikansi 5%. Data *pilot* juga digunakan sebagai data uji independen untuk menilai kemampuan generalisasi *Random Forest*. Evaluasi tersebut diperlakukan sebagai pengujian indikatif karena label *pilot* perlu dihitung ulang menggunakan median *pilot* 3,60% agar terdapat dua kelas yang dapat dievaluasi. Seluruh pengolahan dan interpretasi mengikuti data serta prosedur yang tercantum dalam Jurnal.

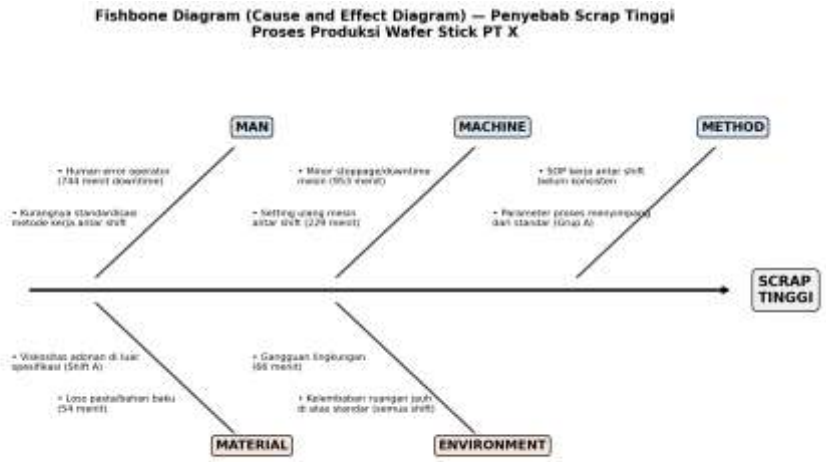
HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil fase Measure menunjukkan bahwa proses baseline berada pada kondisi yang belum stabil. Total output dari tiga grup selama Januari–Maret 2026 mencapai 368.334 unit dengan total scrap 79.036,32 unit. Yield rata-rata sebesar 78,54%, DPMO 214.578, dan sigma level 2,29. Grup A memiliki sigma level 2,21, Grup B 2,35, dan Grup C 2,32. Nilai tersebut menunjukkan bahwa masalah scrap tidak terkonsentrasi pada satu grup saja. Temuan ini konsisten dengan literatur yang menempatkan pengukuran baseline dan kapabilitas proses sebagai dasar penting sebelum tindakan perbaikan dilakukan (McDermott et al., 2022).

Process capability pada parameter kecepatan putaran loyang memperkuat temuan tersebut. Nilai Cpk tercatat 0,139 pada Grup A, 0,152 pada Grup B, dan 0,254 pada Grup C. Ketiganya berada di bawah 1,00. Nilai CPL juga lebih rendah daripada CPU, sehingga rata-rata proses cenderung mendekati batas spesifikasi bawah 36 m/min. Kondisi ini menunjukkan bahwa perbaikan tidak cukup dilakukan hanya dengan inspeksi produk akhir. Proses dan kondisi mesin perlu distabilkan terlebih dahulu.

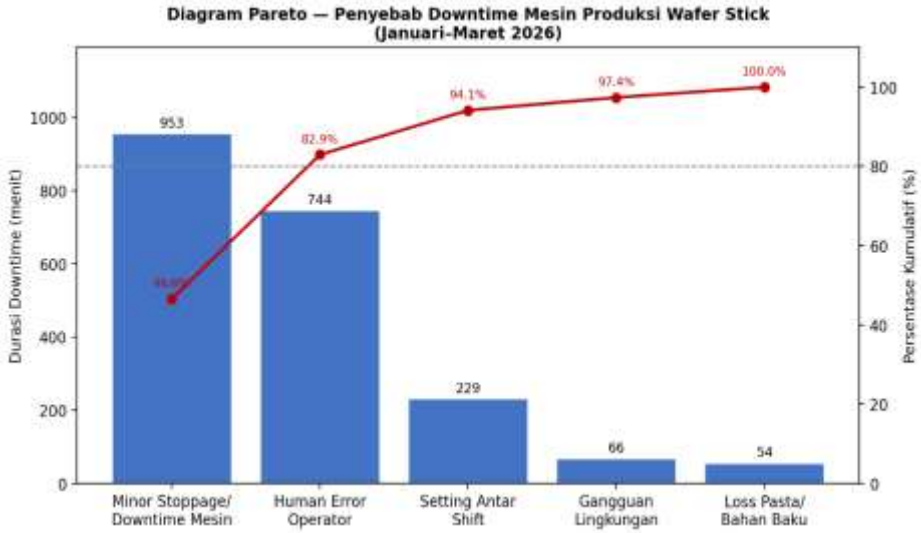
Pada fase Analyze, fishbone mengelompokkan penyebab scrap ke dalam Machine, Man, Method, Material, dan Environment. Faktor Machine mencakup minor stoppage dan

setting antar shift. Faktor Man mencakup human error operator. Faktor Environment mencakup kelembaban ruangan yang dapat memengaruhi kondisi wafer. Pareto menunjukkan minor stoppage sebesar 953 menit dan human error sebesar 744 menit dari total downtime 2.046 menit. Dengan demikian, kedua faktor menyumbang 82,9% dari total downtime dan menjadi vital few yang diprioritaskan pada fase Improve. Pendekatan ini sejalan dengan penggunaan Pareto dan analisis akar penyebab dalam DMAIC untuk memusatkan sumber daya pada penyebab yang memiliki kontribusi terbesar (Widodo & Soediantono, 2022).



Gambar 1. Fishbone penyebab scrap tinggi pada proses produksi wafer stick

E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 2797-2812
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026



Gambar 2. Diagram Pareto penyebab downtime pada proses produksi wafer stick

Uji One-Way *ANOVA* terhadap 153 observasi, yaitu 51 hari dikalikan tiga grup *shift*, menunjukkan tidak terdapat perbedaan signifikan antar grup. Untuk output, nilai F sebesar 0,267 dengan p-value 0,766. Untuk jumlah *scrap*, nilai F sebesar 1,747 dengan p-value 0,178. Hasil tersebut menunjukkan bahwa variasi masalah tidak cukup dijelaskan oleh perbedaan grup *shift*. Dengan kata lain, tindakan perbaikan perlu diarahkan pada kondisi proses yang digunakan bersama oleh seluruh grup, terutama mesin, prosedur *setting*, dan faktor lingkungan.

Fase Improve kemudian menetapkan empat tindakan. Pada faktor *Machine* diterapkan *preventive maintenance* untuk komponen yang sering mengalami *minor stoppage* dan checklist *setting* pada pergantian *shift*. Pada faktor *Man* diterapkan *refresher training* mengenai SOP pencetakan dan pengisian pasta. Pada faktor *Environment* dilakukan pengendalian kelembaban pada rentang 40–45%RH. Tindakan tersebut diuji selama April–Juni 2026. Pendekatan uji melalui *pilot* project sesuai dengan prinsip bahwa solusi perbaikan perlu diuji sebelum ditetapkan sebagai standar penuh (Mittal et al., 2023).

Tabel 1. Perbandingan kinerja proses baseline dan pilot testing

Indikator	Baseline Jan–Mar 2026	Pilot Apr–Jun 2026	Perubahan
Total output (unit)	368.334	225.082	Turun 38,9%
Total *scrap* (unit)	79.036,32	8.264,64	Turun 89,5%
Persentase *scrap*	21,46%	3,67%	Turun 17,79 poin
Yield	78,54%	96,33%	Naik 17,79 poin
DPMO	214.578	36.718	Turun 82,9%
Sigma level	2,29	3,29	Naik 1,00 poin
Total *downtime* (menit)	2.046	892	Turun 56,4%
Output *finish good* (unit)	289.297,68	216.817,36	Turun 25,1%

Sumber : Pengumpulan Data (2026)

Tabel 1 menunjukkan perubahan yang besar pada metrik kualitas. Persentase *scrap* turun dari 21,46% menjadi 3,67%, sedangkan *yield* naik dari 78,54% menjadi 96,33%. *DPMO* turun dari 214.578 menjadi 36.718 dan *sigma level* naik dari 2,29 menjadi 3,29. Total *downtime* juga turun dari 2.046 menjadi 892 menit. Hasil ini menunjukkan perubahan proses yang substansial selama *pilot*. Temuan tersebut mendukung penggunaan DMAIC sebagai kerangka perbaikan terstruktur pada proses *man*ufaktur (Kumar et al., 2021).

Perubahan *downtime* memperlihatkan bahwa *preventive maintenance* dan *refresher training* memberikan hasil yang terlihat. *Minor stoppage* turun dari 953 menjadi 292 menit, sedangkan *human error* turun dari 744 menjadi 326 menit. Sebaliknya, durasi *setting* antar *shift* naik dari 229 menjadi 247 menit. Artinya, tindakan pada *Machine* dan *Man* menunjukkan perubahan yang lebih jelas, sedangkan checklist *setting* belum memberikan hasil yang sama. Temuan ini penting karena penurunan *scrap* tidak dapat dipandang sebagai keberhasilan yang seragam pada semua tindakan.

Uji statistik memberikan dukungan tambahan terhadap perubahan persentase *scrap*. Data *baseline* dan *pilot* tidak berdistribusi normal berdasarkan uji Shapiro-Wilk. *Mann-Whitney* menghasilkan W = 3.927,00 dan p-value 0,000, dengan estimasi selisih median sebesar 16,08 poin persentase dan interval kepercayaan 95% sebesar 15,28–16,80. Dengan demikian, perbedaan kedua periode tidak hanya terlihat pada statistik deskriptif. Namun, interpretasi kausal tetap perlu hati-hati karena *pilot* juga mengalami perubahan kondisi operasional.

Jumlah mesin yang beroperasi turun dari sekitar 33–35 unit pada *baseline* menjadi 16–19 unit pada *pilot*, sementara volume pesanan juga menurun. Karena itu, total output turun 38,9% dan output *finish good* secara absolut turun 25,1%, meskipun *yield* meningkat 17,79 poin. Total *scrap* turun 89,5%, sehingga penurunan persentase *scrap* tidak dapat dijelaskan oleh volume produksi saja. Akan tetapi, rancangan sebelum-sesudah tanpa kelompok pembanding dan perubahan jumlah mesin membuat pengaruh tindakan perbaikan tidak dapat dipisahkan sepenuhnya dari perubahan kondisi operasional. Keterbatasan ini perlu dipertimbangkan ketika hasil digunakan sebagai dasar keputusan produksi.

Tabel 2. Perubahan komposisi downtime pada baseline dan pilot testing

Jenis downtime	Baseline (menit)	Porsi baseline	Pilot (menit)	Porsi pilot
Minor stoppage / *downtime* mesin	953	46,6%	292	32,7%
Human error operator	744	36,4%	326	36,5%
Setting antar *shift*	229	11,2%	247	27,7%
Loss pasta / bahan baku	54	2,6%	27	3,0%
Gangguan lingkungan	66	3,2%	0	0,0%
Total	2.046	100%	892	100%

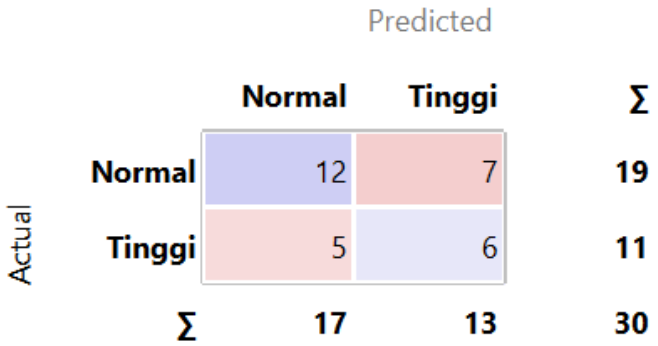
Integrasi *machine learning* dilakukan untuk menutup celah antara tindakan korektif dan kemampuan mendeteksi kondisi berisiko sebelum *scrap* terjadi. Model *Random Forest* awal menunjukkan indikasi overfitting. AUC data latih berada pada kisaran 0,96–0,97, sedangkan *cross validation* hanya 0,49–0,57. Setelah jumlah pohon dan kedala*man* model dibatasi, performa data uji menjadi accuracy 66,7%, F1-score 0,671, precision 0,682, recall 0,667, dan MCC 0,312. Empat dari sebelas hari dengan kategori Tinggi tidak terdeteksi. Kondisi ini menunjukkan bahwa model perlu dikendalikan kompleksitasnya ketika jumlah data relatif terbatas.

Pengujian pada data *pilot* menghasilkan AUC 0,770 dan MCC 0,362. Precision meningkat menjadi 0,709, sedangkan accuracy 0,660, recall 0,660, dan F1-score 0,636. Recall kelas Tinggi mencapai 91%, tetapi recall kelas Normal hanya 40%. Sebanyak 45 dari 75 hari Normal diprediksi sebagai Tinggi. Pola ini menunjukkan bahwa model cukup sensitif terhadap kondisi yang diberi label berisiko, tetapi menghasilkan banyak false alarm. Hasil tersebut sejalan dengan literatur yang menempatkan *machine learning* sebagai alat pendukung pengenalan pola pada data *man*ufaktur, tetapi kualitas prediksi tetap bergantung pada kualitas, representasi, dan stabilitas data (Liakos et al., 2025).

Kinerja model juga dipengaruhi oleh perubahan distribusi data. Pada baseline, label Tinggi ditentukan dengan median 19,61%, sedangkan pada pilot median persentase scrap hanya 3,60%. Penerapan ambang baseline pada seluruh data pilot akan menghasilkan seluruh observasi sebagai Normal sehingga metrik klasifikasi tidak dapat dihitung. Karena itu, evaluasi pilot menggunakan ambang median pilot dan harus dipandang sebagai evaluasi indikatif, bukan bukti final bahwa model telah stabil. Pergeseran skala ini juga menjelaskan mengapa model memerlukan retraining dan pengumpulan data proses yang lebih kaya.

Feature importance menunjukkan bahwa output harian menjadi fitur yang membawa variasi informasi paling nyata. Suhu dan speed dicatat sebagai rata-rata per shift sehingga informasinya relatif identik dengan identitas grup. Keterbatasan tersebut mengurangi kemampuan model dalam menangkap variasi mesin dari hari ke hari. Studi predictive maintenance menunjukkan pentingnya data kondisi yang cukup rinci untuk

mendukung prediksi yang dapat digeneralisasi pada lingkungan manufaktur (Fernández-Peláez et al., 2024). Pada konteks penelitian ini, pencatatan suhu, kecepatan, downtime, dan parameter lain secara harian atau per batch menjadi kebutuhan untuk pengembangan model berikutnya.



Gambar 3. Confusion matrix Random Forest setelah penyesuaian parameter

Tabel 3. Evaluasi Random Forest pada data uji awal dan data pilot

Metrik	Data uji awal Jan–Mar	Data pilot Apr–Jun	Keterangan
AUC	0,646	0,770	Naik
Accuracy	0,667	0,660	Relatif stabil
F1-score	0,671	0,636	Turun
Precision	0,682	0,709	Naik
Recall	0,667	0,660	Relatif stabil
MCC	0,312	0,362	Naik

Sumber : Pengolahan Data (2026)

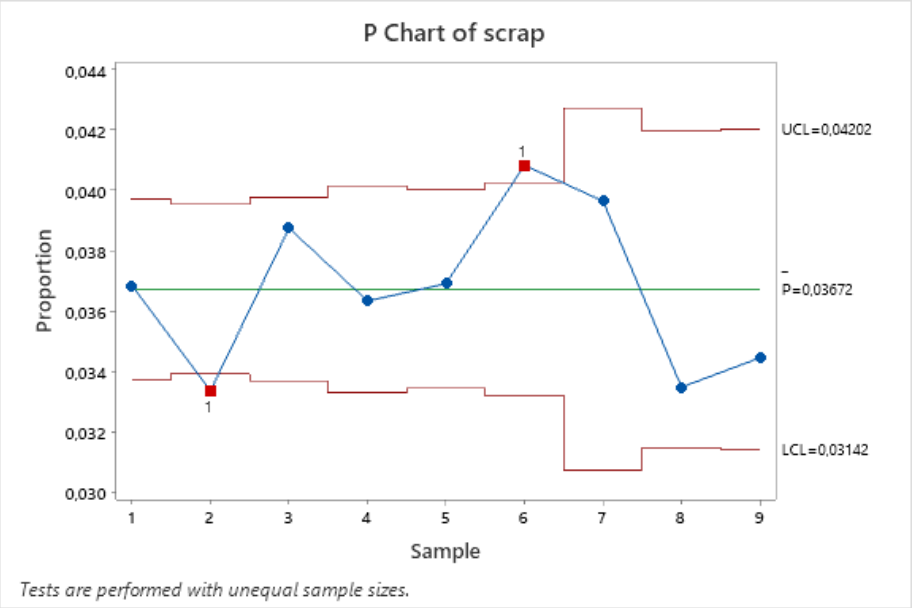
Fase Control dirancang untuk menjaga hasil perbaikan. SOP yang disusun mencakup jadwal *preventive maintenance*, checklist *setting* pada pergantian *shift*, *refresher training* setiap enam bulan, pengendalian kelembaban 40–45%RH, serta standar parameter proses seperti suhu oven 165–170 ° C, tekanan 4,8–5,2 bar, waktu mixing 14–

16 menit, dan viskositas 1.900–2.100 cP. Untuk pe*man*tauan persentase *scrap* digunakan p-chart karena ukuran output harian berbeda. Pada *pilot*, garis tengah p-chart berada pada 3,67%. Tujuh dari sembilan titik berada di dalam batas kendali, satu titik berada di bawah LCL, dan satu titik berada di atas UCL. Titik Grup C pada Mei 2026 sebesar 4,08% menjadi sinyal yang perlu ditelusuri.

Integrasi model Random Forest dalam Control ditempatkan sebagai pendukung, bukan pengganti p-chart. Ketika model memberikan peringatan Tinggi, operator dan QC perlu memeriksa mesin serta parameter proses sebelum produksi berlangsung. Model juga perlu dilatih ulang menggunakan data pilot dan data baru karena terdapat pergeseran distribusi. Ambang peringatan pada pengembangan berikutnya dapat dikaitkan dengan batas kendali agar definisi kondisi berisiko tidak berubah hanya karena median dataset berubah. Pendekatan ini konsisten dengan kebutuhan monitoring dan perbaikan berkelanjutan pada DMAIC (McDermott et al., 2022).

Secara keseluruhan, penelitian menunjukkan bahwa integrasi DMAIC dan Random Forest dapat menghubungkan diagnosis akar masalah, pengujian perbaikan, dan dukungan prediksi. Kontribusi utama penelitian berada pada integrasi kedua pendekatan dalam satu alur perbaikan proses wafer stick. Namun, model prediksi belum cukup kuat untuk menjadi dasar keputusan tunggal, sedangkan fase Control belum diimplementasikan penuh. Penelitian lanjutan perlu menggunakan data per mesin, mempertahankan jumlah mesin yang sebanding ketika membandingkan periode, menambah kelompok pembanding jika memungkinkan, dan menguji hubungan downtime dengan scrap secara statistik.

E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 2797-2812
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026



Gambar 4. P-chart persentase scrap selama pilot testing April–Juni 2026

SIMPULAN

Integrasi Six Sigma DMAIC dan *Random Forest* menurunkan persentase *scrap* dari 21,46% menjadi 3,67% dan menaikkan *sigma level* dari 2,29 menjadi 3,29. *Minor stoppage* dan *human error* menjadi faktor utama dengan kontribusi 82,9% terhadap *downtime baseline*. *Pilot testing* menghasilkan penurunan *downtime* 56,4% dan kenaikan *yield* menjadi 96,33%, tetapi output *finish good* absolut turun 25,1% karena volume produksi dan jumlah mesin beroperasi menurun. *Random Forest* menghasilkan AUC 0,770 dan MCC 0,362 pada data *pilot*. Model layak sebagai pendukung peringatan dini, sedangkan fase Control dan retraining masih diperlukan.

DAFTAR PUSTAKA

Dewi, B. E. S., Haikal, S., Sulistyowati, H. S., Fitriani, R., & Kuswandono, D. P. (2024). Penerapan machine learning menggunakan algoritma Random Forest untuk prediksi harga mobil bekas. *Jurnal Teknologi Informasi dan Digital, 2(1), 20–31.*

Fernández-Peláez, F., Etxegarai, M., & Moreno, V. (2024). Predictive maintenance in the food industry: A case study using vibration sensors and machine learning techniques. *36–43. https://doi.org/10.3233/FAIA24040784*

Flores-Zuazo, L. E., Paredes-Molina, E. A., Adolfo, E., & Carrera-Salas, E. A. (2025). Deep learning-based quality control system for meat products. *Cogent Engineering, 12(1). https://doi.org/10.1080/23311916.2025.2579705*

Hafidhoh, N., Atmaja, A. P., Syaifuddiin, G. N., & Sumafta, I. B. (2024). Machine learning untuk prediksi kegagalan mesin dalam predictive maintenance system. *15. https://doi.org/10.14710/JMASIF.15.1.63641*

Kumar, S., Dhingra, A. K., & Singh, B. (2021). Application of Lean-Kaizen concept for improving quality system of manufacturing firms. *International Journal of Industrial Engineering: Theory, Applications and Practice, 28(5).*

Liakos, K. G., Athanasiadis, V., Bozinou, E., & Lalas, S. I. (2025). Machine learning for quality control in the food industry: A review. *Foods, 14(19), 3424. https://doi.org/10.3390/foods14193424*

Lillford, P., & Hermansson, A.-M. (2021). Global missions and the critical needs of food science and technology. *Trends in Food Science & Technology, 111, 800–811. https://doi.org/10.1016/j.tifs.2020.04.009*

McDermott, O., Antony, J., Bhat, S., Jayaraman, R., Rosa, A., Marolla, G., & Parida, R. (2022). Lean Six Sigma in healthcare: A systematic literature review on challenges, organisational readiness and critical success factors. *Processes, 10(10), 1945.*

McDermott, O., Noonan, J., & Rosa, A. (2026). Green Lean Six Sigma in the food industry: A systematic literature review. *126(13), 455–469. https://doi.org/10.1108/BFJ-01-2024-0100*

Mittal, A., Gupta, P., Kumar, V., Al Owad, A., Mahlawat, S., & Singh, S. (2023). The performance improvement analysis using Six Sigma DMAIC methodology: A case study on Indian manufacturing company. *Heliyon, 9(3).*

Scala, A., Trunfio, T. A., & Improta, G. (2024). Applying the DMAIC cycle and machine learning to examine COVID-19's effects on emergency department-LOS. *Proceedings of the 2024 8th International Conference on Medical and Health Informatics, 291–297.*

Widiwati, I. T. B., Liman, S. D., & Nurprihatin, F. (2025). The implementation of Lean Six Sigma approach to minimize waste at a food manufacturing industry. *Journal of Engineering Research, 13(2), 611–626. https://doi.org/10.1016/j.jer.2024.01.022*

Widodo, A., & Soediantono, D. (2022). Benefits of the Six Sigma method (DMAIC) and implementation suggestion in the defense industry: A literature review. *International Journal of Social and Management Studies, 3(3), 1–12.*