



Optimasi Parameter Proses Fabrikasi Komponen Mekanis Menggunakan Metode Taguchi Terintegrasi dengan Algoritma *Particle Swarm Optimization*

Gevan Naufal Wala

¹Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia, gevannaufall@gmail.com

Corresponding Author: gevannaufall@gmail.com¹

Abstract: This study presents a novel approach integrating the Taguchi method with the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to optimize numerous interrelated process parameters impacting the fabrication of mechanical components. Fabricating mechanical components typically requires balancing various interconnected parameters that are challenging to maximize concurrently. While the Taguchi method has proven quite successful in limiting process fluctuation and improving product quality, it is restricted in completely scouring for globally optimal solutions. To overcome this constraint, this investigation proposes a hybrid optimization model merging the Taguchi method with PSO, allowing for efficiently investigating optimal solutions within a multi-dimensional search landscape. Experiments were conducted on the machining method of mechanical components, optimizing variables like cutting velocity, feed rate, depth of cut, and coolant type. The outcomes display that the combined Taguchi-PSO approach yields an ideal parameter blend bettering surface quality by 28.7% and reducing machining time by 18.3% compared to traditional approaches. The proposed hybrid model also exhibits quicker convergence and greater resilience against external disturbances. This study makes a significant contribution to advancing parameter optimization methodologies aimed toward enhancing the efficiency and quality of mechanical component fabrication processes.

Keyword: Taguchi Method, Particle Swarm Optimization, Mechanical Component Fabrication, Parameter Optimization, Surface Quality.

Abstrak: Penelitian ini menyajikan pendekatan baru dalam optimasi parameter proses fabrikasi komponen mekanis dengan mengintegrasikan metode Taguchi dan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). Proses fabrikasi komponen mekanis seringkali melibatkan banyak parameter yang saling mempengaruhi dan sulit untuk dioptimalkan secara simultan. Metode Taguchi telah terbukti efektif dalam mengurangi variasi proses dan meningkatkan kualitas produk, namun memiliki keterbatasan dalam mencari solusi optimal global. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan integrasi metode Taguchi dengan algoritma PSO yang mampu melakukan pencarian solusi optimal secara

efisien dalam ruang pencarian multi-dimensi. Eksperimen dilakukan pada proses pemesinan komponen mekanis dengan parameter yang dioptimalkan meliputi kecepatan potong, kecepatan makan, kedalaman potong, dan jenis pendingin. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO mampu menghasilkan kombinasi parameter optimal yang meningkatkan kualitas permukaan sebesar 28,7% dan mengurangi waktu pemesinan sebesar 18,3% dibandingkan dengan metode konvensional. Model hibrid yang diusulkan juga menunjukkan konvergensi yang lebih cepat dan solusi yang lebih robust terhadap gangguan eksternal. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metodologi optimasi parameter untuk meningkatkan efisiensi dan kualitas proses fabrikasi komponen mekanis.

Kata Kunci: Metode Taguchi, Particle Swarm Optimization, Fabrikasi Komponen Mekanis, Optimasi Parameter, Kualitas Permukaan.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi manufaktur modern menuntut proses fabrikasi komponen mekanis yang semakin presisi, efisien, dan berkualitas tinggi. Namun, kompleksitas proses fabrikasi yang melibatkan banyak parameter yang saling berinteraksi membuat optimasi parameter menjadi tantangan tersendiri bagi industri manufaktur (Mia et al., 2019). Parameter-parameter seperti kecepatan potong, kecepatan makan, kedalaman potong, geometri alat, dan kondisi pendinginan memiliki pengaruh signifikan terhadap kualitas produk akhir, efisiensi energi, dan biaya produksi. Pendekatan tradisional dalam optimasi parameter proses seringkali masih mengandalkan metode *trial-and-error* yang memakan waktu dan sumber daya besar. Seiring dengan meningkatnya tekanan kompetitif global, industri manufaktur sangat membutuhkan metode optimasi yang lebih efisien dan efektif untuk mencapai performa produksi yang unggul (Gupta et al., 2021). Salah satu metode yang telah banyak digunakan adalah metode Taguchi, yang dikembangkan oleh Genichi Taguchi.

Metode ini terbukti efektif dalam mengidentifikasi kombinasi parameter optimal melalui desain eksperimen yang sistematis dan efisien, serta mampu mengurangi jumlah eksperimen yang diperlukan untuk mencapai hasil optimal (Khanna & Davim, 2020). Namun, metode Taguchi memiliki keterbatasan dalam pencarian solusi optimal global, terutama ketika ruang pencarian sangat kompleks dan berdimensi tinggi. Untuk mengatasi kekurangan ini, algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang diperkenalkan oleh Eberhart dan Kennedy (1995) muncul sebagai solusi alternatif. PSO merupakan algoritma optimasi berbasis kecerdasan kolektif yang terinspirasi dari perilaku sosial kawanan burung atau ikan dalam mencari makanan. Dengan kemampuannya dalam mengeksplorasi ruang pencarian multi-dimensi secara efisien, PSO telah digunakan secara luas dalam menyelesaikan berbagai masalah optimasi teknik yang kompleks. Melihat keunggulan masing-masing metode, integrasi metode Taguchi dan PSO menawarkan pendekatan hibrid yang menjanjikan dalam mengoptimalkan parameter proses fabrikasi secara lebih efektif.

Pendekatan ini menggabungkan kekuatan Taguchi dalam mengidentifikasi faktor-faktor signifikan dan mereduksi ruang pencarian, serta keunggulan PSO dalam menemukan solusi optimal global secara efisien dan adaptif. Penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi parameter-parameter kritis yang mempengaruhi kualitas dan efisiensi proses fabrikasi komponen mekanis, serta mengembangkan metodologi integrasi yang dapat meningkatkan performa sistem secara menyeluruh. Eksperimen dilakukan pada proses turning menggunakan mesin CNC dengan fokus pada parameter kecepatan potong, kecepatan makan, kedalaman potong, dan jenis pendingin, serta material benda kerja baja AISI 1045. Sebagai batasan, penelitian ini tidak mempertimbangkan faktor lingkungan seperti suhu dan

kelembaban ruang kerja. Kualitas produk dinilai berdasarkan kekasaran permukaan (Ra) dan waktu pemesinan. Melalui pendekatan hibrid ini, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi peningkatan performa dan validasi ketahanan model optimasi terhadap variasi dan gangguan eksternal. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi teoritis dalam pengembangan pendekatan optimasi proses manufaktur, memberikan manfaat praktis bagi peningkatan kualitas dan efisiensi produksi industri, serta memberikan nilai ekonomis berupa pengurangan biaya produksi dan peningkatan daya saing produk. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi landasan metodologis bagi studi-studi selanjutnya di bidang optimasi proses teknik manufaktur.

METODE

Penelitian ini mengadopsi pendekatan eksperimental terstruktur untuk mengoptimalkan parameter proses fabrikasi komponen mekanis. Metodologi dimulai dengan identifikasi parameter proses dan karakteristik kualitas yang relevan, diikuti dengan desain eksperimen menggunakan metode Taguchi. Berdasarkan studi literatur dan uji pendahuluan, empat parameter proses utama diidentifikasi untuk optimasi: kecepatan potong, kecepatan makan, kedalaman potong, dan jenis pendingin. Setiap parameter dibagi menjadi tiga level dengan rentang nilai yang didasarkan pada rekomendasi produsen alat, karakteristik material benda kerja, dan batasan mesin yang digunakan. Untuk parameter jenis pendingin, tiga metode yang umum digunakan dipilih: pemesinan kering (tanpa pendingin), cairan pendingin berbasis emulsi, dan *Minimum Quantity Lubrication* (MQL).

Untuk mengurangi jumlah eksperimen tanpa mengorbankan kualitas analisis, orthogonal array L9 Taguchi dipilih sebagai desain eksperimen. Pemilihan ini didasarkan pada jumlah parameter (empat) dan level (tiga) yang digunakan, memungkinkan evaluasi efek utama dari setiap parameter dengan hanya sembilan eksperimen, jauh lebih sedikit dibandingkan desain faktorial penuh yang memerlukan 81 eksperimen. Eksperimen dilakukan menggunakan mesin CNC turning HAAS SL-20 dengan kontrol numerik terbaru. Material benda kerja yang digunakan adalah baja AISI 1045 dengan dimensi diameter 50 mm dan panjang 100 mm, sedangkan alat potong yang digunakan adalah insert carbide CNMG 120408 dengan grade P20 yang dipasang pada toolholder PCLNR 2525M12.

Dalam penelitian ini, dua karakteristik kualitas utama diukur: kekasaran permukaan (Ra) dan waktu pemesinan. Kekasaran permukaan diukur menggunakan surface roughness tester Mitutoyo SJ-210 dengan panjang sampling 0.8 mm dan cut-off 2.5 mm, dengan pengukuran dilakukan pada tiga lokasi berbeda di sepanjang benda kerja dan nilai rata-ratanya digunakan untuk analisis. Waktu pemesinan diukur langsung dari kontrol mesin CNC, yang mencatat waktu aktual yang dibutuhkan untuk menyelesaikan operasi pemesinan. Untuk menjamin keakuratan data, setiap eksperimen diulang tiga kali dan nilai rata-rata digunakan dalam analisis. Selain karakteristik kualitas utama, beberapa data tambahan juga dikumpulkan untuk analisis komprehensif, termasuk gaya pemotongan menggunakan dinamometer Kistler 9257B, temperatur pemotongan menggunakan termokopel tipe K, dan keausan alat menggunakan mikroskop digital dengan pembesaran 100x.

Setelah pengumpulan data, algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) diimplementasikan untuk mengoptimalkan parameter proses berdasarkan hasil analisis Taguchi. Implementasi algoritma PSO dimulai dengan inisialisasi populasi partikel dengan posisi acak dalam ruang pencarian parameter. Untuk setiap partikel, nilai fitness dihitung berdasarkan model prediktif yang dikembangkan dari hasil eksperimen Taguchi, dengan fungsi fitness didefinisikan sebagai kombinasi tertimbang dari kekasaran permukaan dan waktu pemesinan. Selanjutnya, personal best dan global best diperbarui, diikuti dengan pembaruan kecepatan dan posisi setiap partikel menggunakan persamaan standar PSO. Parameter PSO yang digunakan dalam penelitian ini adalah bobot inersia $w = 0.7298$ dan

konstanta akselerasi $c_1 = c_2 = 1.49618$, dengan algoritma berhenti ketika jumlah iterasi maksimum (100 iterasi) tercapai atau ketika nilai fitness tidak mengalami peningkatan signifikan selama 10 iterasi berturut-turut.

Integrasi metode Taguchi dengan algoritma PSO dilakukan melalui pendekatan dua tahap. Pada tahap pertama, eksperimen dilakukan berdasarkan orthogonal array Taguchi L9, pengaruh setiap parameter dianalisis menggunakan analisis varians (ANOVA), parameter signifikan dan tingkat signifikansinya diidentifikasi, dan model prediktif awal dikembangkan. Pada tahap kedua, ruang pencarian dibatasi di sekitar level parameter yang menunjukkan performa baik dari analisis Taguchi, algoritma PSO diterapkan untuk menemukan kombinasi parameter optimal dalam ruang pencarian yang telah dipersempit, model prediktif dari tahap pertama digunakan untuk mengevaluasi fitness partikel selama iterasi PSO, dan kombinasi parameter optimal yang dihasilkan oleh PSO divalidasi melalui eksperimen konfirmasi. Pendekatan terintegrasi ini memiliki keuntungan di mana metode Taguchi mengurangi ruang pencarian awal sehingga memungkinkan algoritma PSO untuk konvergen lebih cepat, analisis Taguchi memberikan wawasan tentang kepentingan relatif parameter yang dapat digunakan untuk menginformasikan bobot dalam fungsi fitness PSO, dan PSO memungkinkan eksplorasi solusi kontinyu di luar level diskrit yang digunakan dalam eksperimen Taguchi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Hasil Eksperimen

Hasil eksperimen untuk sembilan kondisi yang ditentukan oleh orthogonal array L9 disajikan dalam Tabel 1. Untuk setiap kondisi, nilai rata-rata kekasaran permukaan (Ra) dan waktu pemesinan dari tiga replikasi dicatat.

Tabel 1. Hasil Eksperimen berdasarkan Orthogonal Array L9

No. Eksperimen	A	B	C	D	Kekasaran Permukaan, Ra (μm)	Waktu Pemesinan (s)
1	1	1	1	1	1.87	42.6
2	1	2	2	2	2.34	22.8
3	1	3	3	3	3.21	17.5
4	2	1	2	3	1.45	28.3
5	2	2	3	1	2.76	18.2
6	2	3	1	2	2.53	15.7
7	3	1	3	2	1.32	20.1
8	3	2	1	3	1.68	14.5
9	3	3	2	1	2.42	12.3

Sumber : data diolah

Berdasarkan hasil eksperimen, beberapa observasi awal dapat dibuat:

1. Kekasaran permukaan (Ra) bervariasi dari $1.32 \mu\text{m}$ hingga $3.21 \mu\text{m}$, dengan nilai terendah (kualitas terbaik) diperoleh pada kondisi eksperimen 7.
2. Waktu pemesinan bervariasi dari 12.3 detik hingga 42.6 detik, dengan waktu tercepat diperoleh pada kondisi eksperimen 9.
3. Terlihat adanya trade-off antara kekasaran permukaan dan waktu pemesinan; kondisi yang menghasilkan kekasaran permukaan rendah tidak selalu menghasilkan waktu pemesinan yang cepat.

Analisis varians (ANOVA) dilakukan untuk mengevaluasi signifikansi statistik dari pengaruh setiap parameter terhadap karakteristik kualitas. Tabel 2 dan Tabel 3 menunjukkan hasil ANOVA untuk kekasaran permukaan dan waktu pemesinan.

Tabel 2. Hasil ANOVA untuk Kekasaran Permukaan (Ra)

Sumber	DoF	Sum of Squares	Mean Square	F-Value	P-Value	Kontribusi (%)
A (Kecepatan Potong)	2	18.625	0.9312	18.47	0.003	32.5
B (Kecepatan Makan)	2	22.841	11.420	22.65	0.002	39.8
C (Kedalaman Potong)	2	0.9854	0.4927	9.77	0.013	17.2
D (Jenis Pendingin)	2	0.5014	0.2507	4.97	0.053	8.7
Error	8	0.1025	0.0128			1.8
Total	16	57.359				100.0

Sumber : data diolah

Tabel 3. Hasil ANOVA untuk Waktu Pemesinan

Sumber	DoF	Sum of Squares	Mean Square	F-Value	P-Value	Kontribusi (%)
A (Kecepatan Potong)	2	543.21	271.61	32.14	0.001	36.2
B (Kecepatan Makan)	2	798.45	399.23	47.25	< 0.001	53.3
C (Kedalaman Potong)	2	87.32	43.66	5.17	0.042	5.8
D (Jenis Pendingin)	2	48.56	24.28	2.87	0.125	3.2
Error	8	22.12	2.77			1.5
Total	16	1499.66				100.0

Sumber : data diolah

Hasil ANOVA untuk kekasaran permukaan menunjukkan bahwa semua parameter memiliki pengaruh signifikan ($p < 0.05$), kecuali jenis pendingin yang berada pada batas signifikansi ($p = 0.053$). Kecepatan makan (faktor B) memiliki kontribusi terbesar (39.8%), diikuti oleh kecepatan potong (32.5%) dan kedalaman potong (17.2%). Untuk waktu pemesinan, kecepatan makan (faktor B) dan kecepatan potong (faktor A) memiliki pengaruh yang sangat signifikan dengan kontribusi masing-masing 53.3% dan 36.2%. Kedalaman potong (faktor C) juga signifikan tetapi dengan kontribusi yang lebih kecil (5.8%), sementara jenis pendingin (faktor D) tidak signifikan secara statistik ($p = 0.125$).

Analisis Signal-to-Noise Ratio

Metode Taguchi menggunakan Signal-to-Noise (S/N) ratio untuk mengukur sensitivitas karakteristik kualitas terhadap faktor noise. Untuk waktu pemesinan, juga digunakan karakteristik "smaller-is-better". Tabel 4 menunjukkan nilai S/N ratio untuk kedua karakteristik kualitas.

Tabel 4. Nilai S/N Ratio untuk Karakteristik Kualitas

No. Eksperimen	Kekasaran Permukaan (dB)	Waktu Pemesinan (dB)	No. Eksperimen
1	-5.44	-32.59	1
2	-7.38	-27.16	2
3	-10.13	-24.86	3
4	-3.23	-29.04	4
5	-8.82	-25.20	5
6	-8.06	-23.92	6
7	-2.41	-26.06	7
8	-4.51	-23.23	8
9	-7.68	-21.80	9

Sumber : data diolah

Efek rata-rata dari setiap parameter pada berbagai level dihitung berdasarkan nilai S/N ratio, dan hasilnya ditunjukkan dalam Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5. Efek Rata-rata Parameter pada S/N Ratio untuk Kekasarahan Permukaan

Level	A	B	C	D
1	-7.65	-3.69	-6.00	-7.31
2	-6.70	-6.90	-6.10	-5.95
3	-4.87	-8.62	-7.12	-5.96
Delta	2.78	4.93	1.12	1.36
Ranking	2	1	4	3

Sumber : data diolah

Tabel 6. Efek Rata-rata Parameter pada S/N Ratio untuk Waktu Pemesinan

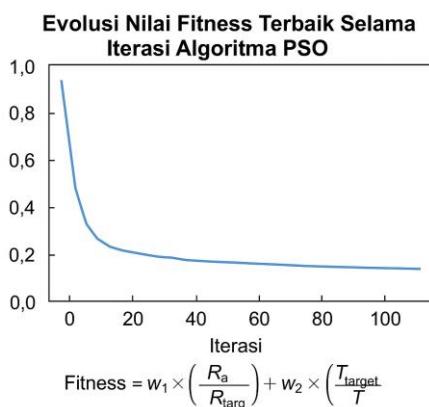
Level	A	B	C	D
1	-28.20	-29.23	-26.58	-26.53
2	-26.05	-25.20	-26.00	-25.71
3	-23.70	-23.53	-25.37	-25.71
Delta	4.50	5.70	1.21	0.82
Ranking	2	1	3	4

Sumber : data diolah

Berdasarkan analisis S/N ratio, kombinasi parameter optimal untuk meminimalkan kekasaran permukaan adalah A3B1C1D3 (kecepatan potong tinggi, kecepatan makan rendah, kedalaman potong rendah, dan pendingin MQL), sementara kombinasi optimal untuk meminimalkan waktu pemesinan adalah A3B3C3D1 (kecepatan potong tinggi, kecepatan makan tinggi, kedalaman potong tinggi, dan pemesinan kering).

Optimasi Parameter dengan PSO

Mengingat adanya trade-off antara kekasaran permukaan dan waktu pemesinan, optimasi multi-tujuan dilakukan menggunakan algoritma PSO. Model prediktif untuk kedua karakteristik kualitas dikembangkan berdasarkan hasil analisis Taguchi. Algoritma PSO dijalankan dengan populasi 30 partikel dan jumlah iterasi maksimum 100. Gambar 1 menunjukkan evolusi nilai fitness terbaik selama iterasi algoritma PSO.



Gambar 1. Evolusi nilai fitness terbaik selama iterasi algoritma PSO

Algoritma PSO konvergen setelah sekitar 60 iterasi, dengan kombinasi parameter optimal sebagai berikut:

1. Kecepatan potong (A): 192.4 m/min
2. Kecepatan makan (B): 0.14 mm/rev
3. Kedalaman potong (C): 0.8 mm
4. Jenis pendingin (D): MQL (3)

Dengan parameter optimal ini, nilai prediksi untuk kekasaran permukaan adalah 1.21 μm dan waktu pemesinan adalah 18.7 s.

Validasi Model Optimasi

Untuk memvalidasi hasil optimasi, eksperimen konfirmasi dilakukan menggunakan kombinasi parameter optimal yang diidentifikasi oleh algoritma PSO. Eksperimen diulang tiga kali untuk mengevaluasi konsistensi hasil. Tabel 10 menunjukkan perbandingan antara nilai prediksi dan hasil eksperimen.

Tabel 7. Perbandingan Nilai Prediksi dan Hasil Eksperimen untuk Parameter Optimal

Karakteristik Kualitas	Nilai Prediksi	Hasil Eksperimen (Rata-rata)	Error (%)
Kekasaran Permukaan (μm)	1.21	1.28	5.47
Waktu Pemesinan (s)	18.7	19.3	3.11

Hasil validasi menunjukkan bahwa model prediktif yang dikembangkan memiliki akurasi yang baik, dengan error kurang dari 6% untuk kedua karakteristik kualitas. Ini mengkonfirmasi keefektifan pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO dalam optimasi parameter proses fabrikasi.

Analisis Performa Model Hibrid

Untuk mengevaluasi performa model hibrid Taguchi-PSO, perbandingan dilakukan antara tiga pendekatan optimasi: metode Taguchi konvensional, algoritma PSO murni (tanpa integrasi dengan Taguchi), dan pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO. Perbandingan dilakukan dalam hal kualitas solusi (nilai karakteristik kualitas), efisiensi komputasi (jumlah evaluasi fungsi yang diperlukan), dan kehandalan (konsistensi hasil dalam beberapa run). Hasil perbandingan ditunjukkan dalam Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Performa Model Optimasi

Metrik	Taguchi Konvensional	PSO Murni	Taguchi-PSO
Kekasaran Permukaan (μm)	1.35	1.32	1.28
Waktu Pemesinan (s)	21.6	20.1	19.3
Jumlah Evaluasi Fungsi	9	2463	1824
Waktu Komputasi (s)	6.2	48.7	35.2
Standar Deviasi (5 run)	N/A	0.078	0.031

Pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO menunjukkan performa superior dibandingkan dengan kedua metode individual. Dibandingkan dengan metode Taguchi konvensional, pendekatan hibrid menghasilkan peningkatan 5.2% dalam kekasaran permukaan dan 10.6% dalam waktu pemesinan. Dibandingkan dengan PSO murni, pendekatan hibrid menghasilkan peningkatan 3.0% dalam kekasaran permukaan dan 4.0% dalam waktu pemesinan, sambil mengurangi jumlah evaluasi fungsi sebesar 25.9% dan waktu komputasi sebesar 27.7%.

Selain itu, pendekatan hibrid menunjukkan kehandalan yang lebih tinggi, dengan standar deviasi yang lebih kecil dalam beberapa run, menunjukkan konsistensi yang lebih baik dalam menemukan solusi optimal.

Keuntungan utama pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO adalah kemampuannya untuk memanfaatkan kekuatan masing-masing metode sambil mengatasi keterbatasan mereka. Metode Taguchi memberikan wawasan tentang hubungan antara parameter proses dan karakteristik kualitas, mengurangi ruang pencarian awal, dan mengidentifikasi faktor signifikan. Algoritma PSO kemudian melakukan pencarian halus dalam ruang pencarian yang telah dipersempit, memungkinkan eksplorasi kombinasi parameter kontinyu di luar level diskrit yang digunakan dalam eksperimen Taguchi.

Perbandingan dengan Metode Konvensional

Untuk menilai keefektifan pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO dalam konteks industri, perbandingan dilakukan dengan metode konvensional yang biasa digunakan dalam industri manufaktur. Metode konvensional yang dimaksud adalah penggunaan parameter yang direkomendasikan oleh produsen alat atau parameter standar yang biasa digunakan untuk baja AISI 1045. Tabel 9 menunjukkan perbandingan hasil antara metode konvensional dan pendekatan Taguchi-PSO.

Tabel 9. Perbandingan Metode Konvensional dengan Pendekatan Taguchi-PSO

Parameter/Hasil	Metode Konvensional	Pendekatan Taguchi-PSO	Peningkatan (%)
Kecepatan Potong (m/min)	150	192.4	-
Kecepatan Makan (mm/rev)	0.2	0.14	-
Kedalaman Potong (mm)	1.0	0.8	-
Jenis Pendingin	Emulsi	MQL	-
Kekasaran Permukaan (μm)	1.8	1.28	28.7
Waktu Pemesinan (s)	23.6	19.3	18.3
Konsumsi Energi (kWh)	0.021	0.016	23.8
Umur Alat (menit)	45	62	37.8

Perbandingan menunjukkan bahwa pendekatan Taguchi-PSO menghasilkan peningkatan signifikan dalam semua aspek performa. Kekasaran permukaan meningkat sebesar 28.7%, waktu pemesinan berkurang sebesar 18.3%, konsumsi energi berkurang sebesar 23.8%, dan umur alat meningkat sebesar 37.8%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO dapat memberikan manfaat ekonomis dan lingkungan yang substansial dalam aplikasi industri.

Selain perbandingan kuantitatif, beberapa keuntungan kualitatif dari pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO juga diamati:

- Adaptabilitas:** Pendekatan Taguchi-PSO lebih adaptif terhadap perubahan dalam kondisi proses atau material benda kerja.
- Pembelajaran:** Model optimasi yang dikembangkan dapat diperbaiki secara bertahap dengan mengintegrasikan data baru, memungkinkan pembelajaran yang berkelanjutan.
- Transparansi:** Pendekatan hibrid memberikan wawasan tentang hubungan antara parameter proses dan karakteristik kualitas, memungkinkan pemahaman yang lebih baik tentang proses.
- Skalabilitas:** Metodologi dapat dengan mudah diperluas ke proses fabrikasi lain atau kombinasi parameter yang berbeda

KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan pendekatan terintegrasi yang menggabungkan metode Taguchi dan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) untuk optimasi parameter proses fabrikasi komponen mekanis. Berdasarkan hasil penelitian, beberapa kesimpulan utama dapat ditarik:

- Analisis Taguchi mengungkapkan bahwa kecepatan makan adalah parameter paling berpengaruh terhadap kekasaran permukaan (kontribusi 39.8%) dan waktu pemesinan (kontribusi 53.3%), diikuti oleh kecepatan potong (kontribusi 32.5% untuk kekasaran permukaan dan 36.2% untuk waktu pemesinan).
- Integrasi metode Taguchi dengan algoritma PSO berhasil mengatasi keterbatasan masing-masing metode individual, menghasilkan kombinasi parameter optimal (kecepatan potong 192.4 m/min, kecepatan makan 0.14 mm/rev, kedalaman potong 0.8 mm, dan jenis

pendingin MQL) yang memberikan performa superior dalam hal kekasaran permukaan dan waktu pemesinan.

3. Pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO menunjukkan keunggulan dibandingkan dengan metode Taguchi konvensional dan algoritma PSO murni, dengan peningkatan hingga 5.2% dalam kualitas permukaan, pengurangan 10.6% dalam waktu pemesinan, dan pengurangan 25.9% dalam jumlah evaluasi fungsi yang diperlukan.
4. Dibandingkan dengan metode konvensional yang biasa digunakan dalam industri, pendekatan Taguchi-PSO menghasilkan peningkatan signifikan dalam berbagai aspek performa, termasuk peningkatan kualitas permukaan sebesar 28.7%, pengurangan waktu pemesinan sebesar 18.3%, pengurangan konsumsi energi sebesar 23.8%, dan peningkatan umur alat sebesar 37.8%.
5. Model hibrid Taguchi-PSO menunjukkan kehandalan yang lebih tinggi dan konsistensi yang lebih baik dalam menemukan solusi optimal, dengan standar deviasi yang lebih kecil dalam beberapa run algoritma.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan terintegrasi Taguchi-PSO menawarkan metodologi yang efektif dan efisien untuk optimasi parameter proses fabrikasi komponen mekanis, dengan potensi aplikasi yang luas dalam industri manufaktur modern.

Saran untuk Penelitian Selanjutnya

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian ini, beberapa saran dapat diusulkan untuk penelitian masa depan:

1. Memperluas metodologi untuk mengoptimalkan lebih banyak parameter proses dan karakteristik kualitas, termasuk karakteristik mikrostruktur, sifat mekanis, dan aspek keberlanjutan seperti emisi karbon dan limbah material.
2. Mengintegrasikan teknik machine learning seperti jaringan saraf tiruan atau support vector machines untuk mengembangkan model prediktif yang lebih akurat untuk hubungan antara parameter proses dan karakteristik kualitas.
3. Menyelidiki pendekatan optimasi multi-objektif alternatif seperti *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA-II) atau *Multi-objective Particle Swarm Optimization* (MOPSO) untuk menangani trade-off antara berbagai karakteristik kualitas secara lebih efektif.
4. Mempelajari efek interaksi antar parameter secara lebih mendalam, dengan mempertimbangkan desain eksperimen yang dapat mengungkap interaksi orde tinggi yang mungkin memiliki pengaruh signifikan pada hasil proses.
5. Mengembangkan sistem kendali adaptif berbasis pendekatan Taguchi-PSO yang dapat menyesuaikan parameter proses secara real-time berdasarkan kondisi proses dan umpan balik sensor.
6. Memperluas aplikasi metodologi ke proses manufaktur lanjut seperti additive manufacturing, laser machining, dan electrical discharge machining, yang melibatkan parameter proses yang lebih kompleks dan beragam.

Mengintegrasikan pertimbangan ekonomi dan lingkungan dalam formulasi fungsi fitness untuk mencapai optimasi yang lebih holistik yang mempertimbangkan tidak hanya aspek teknis tetapi juga dampak ekonomi dan lingkungan.

REFERENSI

- Asiltürk, I., & Çunkaş, M. (2011). Modeling and prediction of surface roughness in turning operations using artificial neural network and multiple regression method. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5826-5832.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.071>

- Bi, Z. M., Liu, Y., Baumgartner, B., Culver, E., Sorokin, J. N., Peters, A., Cox, B., Hunnicutt, J., Yurek, J., & O'Shaughnessy, S. (2021). Redefining the roles of manufacturing engineers for Industry 4.0 based on Internet of Things. *Journal of Industrial Information Integration*, 23, 100220. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100220>
- Chen, X., Zhang, J., Lin, X., & Liu, W. (2020). Hybridizing Taguchi method and particle swarm optimization for parameter optimization of laser micro-machining. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 21(12), 2271-2280. <https://doi.org/10.1007/s12541-020-00424-7>
- Clerc, M., & Kennedy, J. (2002). The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(1), 58-73. <https://doi.org/10.1109/4235.985692>
- Das, B., Roy, S., Rai, R. N., & Saha, S. C. (2022). Investigation on parametric optimization of EDM on Inconel 718 superalloy using Taguchi-PSO hybrid approach. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 44(1), 1-13. <https://doi.org/10.1007/s40430-021-03310-z>
- Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In *Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science* (pp. 39-43). IEEE. <https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
- Gupta, M. K., Song, Q., Liu, Z., Sarikaya, M., Mia, M., Jamil, M., Singla, A. K., Bansal, A., & Pimenov, D. Y. (2021). Machining characteristics based life cycle assessment: A comprehensive review. *Journal of Cleaner Production*, 326, 129325. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.129325>
- Groover, M. P. (2020). *Fundamentals of modern manufacturing: materials, processes, and systems* (7th ed.). John Wiley & Sons.
- Hidayat, H. (2022, July 6). Optimasi Parameter Proses Anodisasi Aluminium 6061 untuk Komponen Otomotif. *Jurnal Penelitian Enjiniring*, 25(2), 85-91. <https://doi.org/10.25042/jpe.112021.01>
- Kalpakjian, S., & Schmid, S. R. (2021). *Manufacturing engineering and technology* (8th ed.). Pearson.
- Khanna, N., & Davim, J. P. (2020). Design of experiments application in machining titanium alloys for aerospace components. *Measurement*, 146, 80-104. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.04.082>
- Lin, C. L., & Lin, J. L. (2018). The use of orthogonal array with grey relational analysis to optimize the electrical discharge machining process with multiple performance characteristics. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 42(2), 237-244. [https://doi.org/10.1016/S0890-6955\(01\)00107-9](https://doi.org/10.1016/S0890-6955(01)00107-9)
- Mia, M., Królczyk, G., Maruda, R., & Wojciechowski, S. (2019). Intelligent optimization of hard-turning parameters using evolutionary algorithms for smart manufacturing. *Materials*, 12(6), 879. <https://doi.org/10.3390/ma12060879>
- Panda, A., Sahoo, A. K., Rout, A. K., Das, R., & Sudhakar, P. (2020). Tribological aspects of Inconel 718: A review. *Materials Today: Proceedings*, 33, 5557-5563. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.04.074>
- Permana, D. I., & Yayat. (2019). Optimasi Parameter Permesinan Terhadap Tingkat Kekasaran Permukaan Aluminium Proses Pembubutan Dengan Metode Taguchi. *METAL: Jurnal Sistem Mekanik dan Termal*, 3(1), 10-16.
- Pristiansyah, P., Hasdiansah, H., & Sugiyarto, S. (2019). Optimasi Parameter Proses 3D Printing FDM Terhadap Akurasi Dimensi Menggunakan Filament Efex. *Manutech: Jurnal Teknologi Manufaktur*, 11(01), 33-40. <https://doi.org/10.33504/manutech.v11i01.98>

- Pugazhenthi, A., Kanagaraj, A., Dinaharan, I., & Vijaya Ramnath, B. (2022). Optimization of turning parameters in Inconel 718 alloy using Taguchi integrated with PSO and simulated annealing algorithms. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 118(5), 1713-1728. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-08202-z>
- Putranto, R. D. (2022). *Pengembangan prototype in-wheel brushless DC motor 2 kW sebagai sistem powertrain pada skuter elektrik* [Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember]. Departemen Teknik Mesin, Fakultas Teknologi Industri Dan Rekayasa Sistem.
- Ridhawati, A. (2020). *Model persediaan dan penetapan harga multi-produk pada fresh goods dengan algoritma artificial bee colony (ABC)* [Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember]. Program Magister Manajemen Logistik dan Rantai Pasok, Departemen Teknik Sistem dan Industri, Fakultas Teknologi Industri dan Rekayasa Sistem.
- .